



TUGAS AKHIR - SS141501

PEMODELAN LUAS PANEN PADI DENGAN INDIKATOR
EL-NINO SOUTHERN OSCILLATION (ENSO) DI
KABUPATEN BONDOWOSO MENGGUNAKAN
REGRESI *ROBUST*

RIZKA AMALIA DEWI SAVITRI
NRP 1311 100 100

Dosen Pembimbing I
Dr. Sutikno, S.Si, M.Si

Dosen Pembimbing II
Dr. Drs. I Nyoman Latra, M.S

JURUSAN STATISTIKA
Fakultas Matematika Dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember
Surabaya 2015



FINAL PROJECT - SS141501

RICE HARVESTED AREA MODELLING BY *EL-NINO*
SOUTHERN OSCILLATION (ENSO) INDICATOR IN
BONDOWOSO REGENCY USING *ROBUST*
REGRESSION

RIZKA AMALIA DEWI SAVITRI
NRP 1311 100 100

Supervisor I
Dr. Sutikno, S.Si, M.Si

Supervisor II
Dr. Drs. I Nyoman Latra, M.S

DEPARTMENT OF STATISTICS
Faculty of Mathematics and Natural Sciences
Sepuluh Nopember Institute of Technology
Surabaya 2015

LEMBAR PENGESAHAN

PEMODELAN LUAS PANEN PADI DENGAN INDIKATOR *EL-NINO SOUTHERN OSCILLATION* (ENSO) DI KABUPATEN BONDOWOSO MENGUNAKAN REGRESI *ROBUST*

TUGAS AKHIR

Diajukan Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat
Memperoleh Gelar Sarjana Sains
pada
Program Studi S-1 Jurusan Statistika
Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam
Institut Teknologi Sepuluh Nopember

Oleh :

RIZKA AMALIA DEWI SAVITRI
NRP 1311 100 100

Disetujui oleh Pembimbing Tugas Akhir

1. **Dr. Sutikno, S.Si, M.Si**
NIP 19710313 199702 1 001
2. **Dr. Drs. I Nyoman Latra, M.S**
NIP 19511130 197901 1 001

()
()

Mengetahui,
Ketua Jurusan Statistika FMIPA-ITS


Dr. Muhammad Mashuri, M.T
NIP 19620408 198701 1 001

SURABAYA, JANUARI 2015

PEMODELAN LUAS PANEN PADI DENGAN INDIKATOR EL-NINO SOUTHERN OSCILLATION (ENSO) DI KABUPATEN BONDOWOSO MENGGUNAKAN REGRESI ROBUST

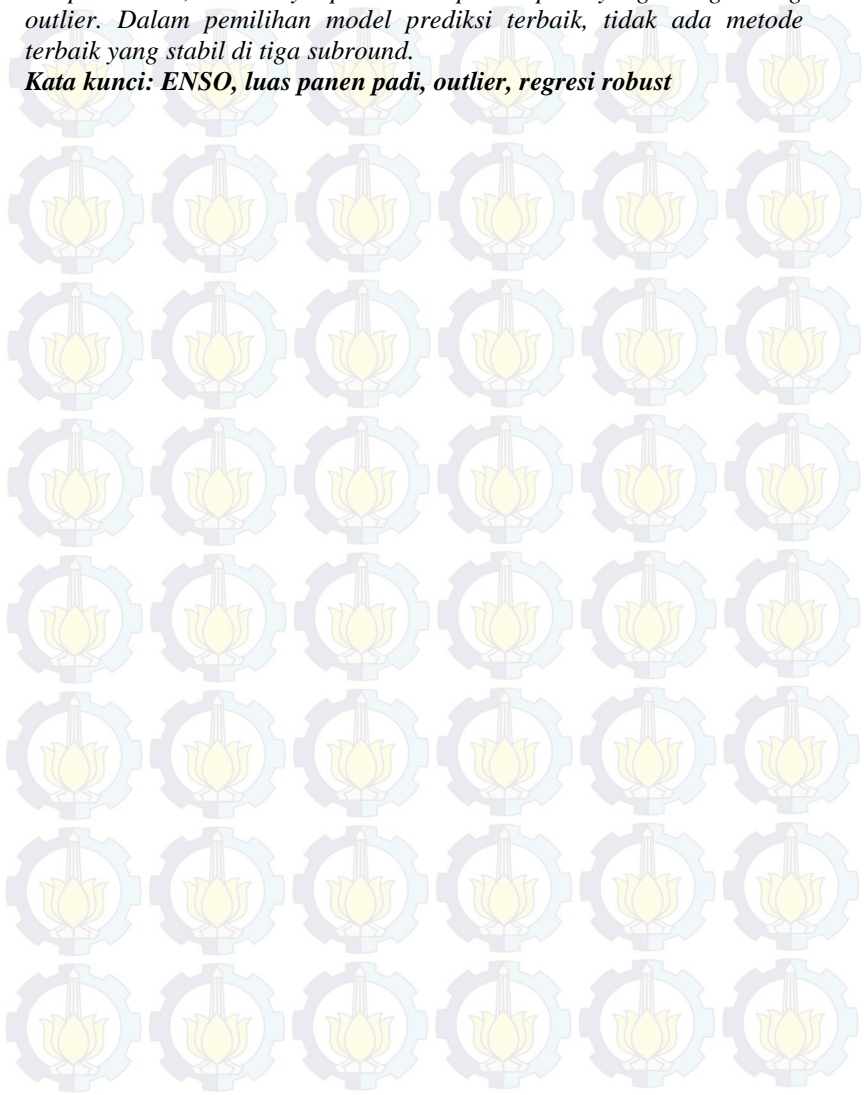
Nama Mahasiswa : Rizka Amalia Dewi Savitri
NRP : 1311 100 100
Jurusan : Statistika FMIPA ITS
Dosen Pembimbing I : Dr. Sutikno, S.Si, M.Si
Dosen Pembimbing II : Dr. Drs. I Nyoman Latra, M.S

Abstrak

Bondowoso merupakan salah satu daerah potensi pertanian dan penunjang lumbung pangan Jawa Timur. Saat ini, pemerintah sedang melakukan berbagai upaya strategis dalam meningkatkan luas panen padi. Salah satu upaya tersebut adalah mempelajari faktor yang menyebabkan keragaman produksi padi, yaitu faktor iklim. Fenomena alam El Nino dan La Nina menyebabkan adanya iklim ekstrim hingga berdampak pada peristiwa gagal panen. Fenomena ini diterminologikan sebagai El-Nino/La Nina Southern Oscillation (ENSO). Indikator yang digunakan untuk mengukur ENSO antara lain Sea Surface Temperature (SST) Nino 3.4. Pemodelan untuk prediksi luas panen padi menjadi penting dilakukan akibat adanya kondisi iklim yang ekstrim. Badan Pusat Statistika (BPS) dan Dinas Pertanian melakukan pendataan dan pemodelan luas panen padi per subround atau empat bulanan dan hasilnya dinyatakan sebagai suatu Angka Ramalan (ARAM). Namun, dalam perhitungan ARAM belum melibatkan unsur iklim, padahal tanaman padi rentan terhadap keragaman iklim. Analisis yang digunakan untuk mengetahui hubungan antara variabel dependen dan variabel independen adalah Analisis Regresi. Metode estimasi parameter yang umum digunakan adalah metode Ordinary Least Square (OLS). Namun, metode ini sensitif terhadap adanya data outlier yang disebabkan oleh iklim ekstrim. Untuk mengatasi hal ini, digunakan metode estimasi regresi robust. Regresi robust memiliki beberapa metode estimasi antara lain Maximum Likelihood (M), Least Trimmed Square (LTS) dan Method of Moment (MM). Untuk memilih model terbaik digunakan Leave One Out Cross Validation (LOOCV). Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa ENSO tidak berpengaruh secara langsung pada luas panen padi di Kabupaten Bondowoso. Di samping

itu disimpulkan bahwa, metode robust memiliki kinerja yang lebih baik daripada OLS, khususnya pada luas panen padi yang mengandung outlier. Dalam pemilihan model prediksi terbaik, tidak ada metode terbaik yang stabil di tiga subround.

Kata kunci: ENSO, luas panen padi, outlier, regresi robust



RICE HARVESTED AREA MODELLING BY EL-NINO SOUTHERN OSCILLATION (ENSO) INDICATOR IN BONDOWOSO REGENCY USING ROBUST REGRESSION

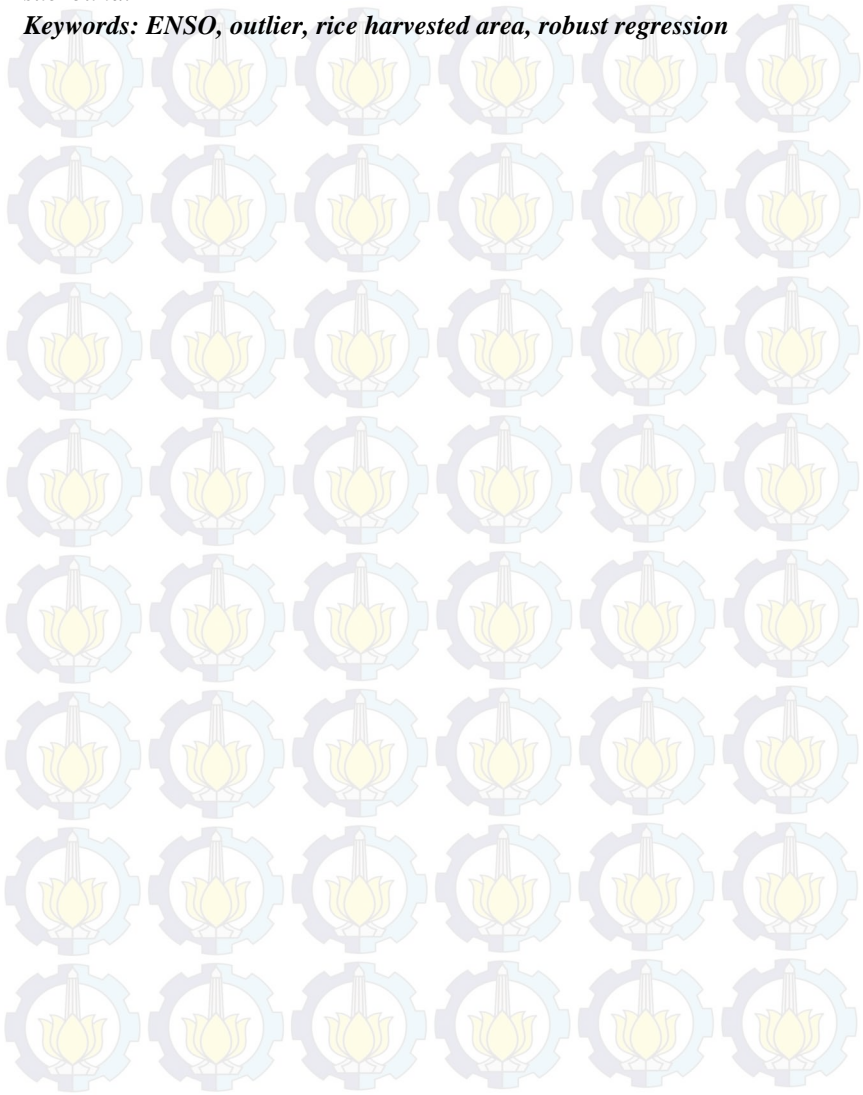
Name : Rizka Amalia Dewi Savitri
NRP : 1311 100 100
Major : Statistics FMIPA ITS
Supervisor I : Dr. Sutikno, S.Si, M.Si
Supervisor II: Dr. I Nyoman Latra, M.S

Abstract

Bondowoso is one of the areas of agricultural potential and food barn supporting in East Java. Currently, the Government was conducting a variety of strategic efforts in improving the harvest rice area. One such effort is the study of factors that cause diversity in rice production, the climate factor. The natural phenomenon of El-Nino and La-Nina which causes an extreme climate to impact on the events of the failed harvest. This phenomenon is also known as El-Nino/La-Nina Southern Oscillation (ENSO). One of indicator that used to measure the ENSO is Nino 3.4 Sea Surface Temperature (SST). Badan Pusat Statistika (BPS) and the Department of Agriculture did on logging and extensive rice crop modelling per subround and the result is expressed as Angka Ramalan (ARAM). However, in the calculation of ARAM is not used climate factor. The analysis used to determine the relationship between the dependent variable and the independent variable is a regression analysis. The common method used to estimate the parameter is Ordinary Least Square (OLS). However, this method is sensitive to the presence of outlier data caused by extreme climate. To overcome this, robust regression estimation method is used. Robust regression has many estimation method such as Maximum Likelihood (M), Least Trimmed Square (LTS) and Method of Moment (MM). To select the best model use Leave One Out Cross Validation (LOOCV). The result showed that ENSO is not directly affected the rice harvested area in Bondowoso Regency. Beside that, on a vast harvest of rice containing outlier, robust method has better performance than the OLS. In selecting

the best model prediction, there is no best method that is stable in three subround.

Keywords: *ENSO, outlier, rice harvested area, robust regression*



KATA PENGANTAR

Segala puji bagi Tuhan Yang Maha Esa yang telah memberikan kesempatan pada penulis sehingga dapat melakukan penelitian Tugas Akhir hingga terselesainya proses penyusunan laporan Tugas Akhir yang berjudul *Pemodelan Luas Panen Padi dengan Indikator El-Nino Southern Oscillation (ENSO) di Kabupaten Bondowoso Menggunakan Regresi Robust*. Shalawat dan Salam tetap selalu ditujukan untuk Nabi Muhammad SAW sebagai teladan kehidupan manusia. Ucapan terima kasih penulis sampaikan kepada pihak-pihak yang telah banyak mendukung dan memberikan bantuan terhadap penelitian dan penyusunan laporan Tugas Akhir sebagai berikut.

1. Ayah, Ibu, Kakak dan Adik serta seluruh keluarga penulis.
2. Dosen pembimbing Tugas Akhir (Dr. Sutikno, S.Si, M.Si dan Dr. Drs. I Nyoman Latra, M.S).
3. Dosen penguji Tugas Akhir (Santi Wulan Purnami, Ph.D dan Ir. Mutiah Salamah, M.Kes).
4. Dosen wali (Ir. Dwi Atmono Agus Widodo, M.Ikom).
5. Ketua Jurusan Statistika ITS (Dr. Muhammad Mashuri, M.T).
6. Badan Pusat Statistika (BPS) Provinsi Jawa Timur.
7. Dinas Pertanian Kabupaten Bondowoso.
8. Dosen serta Staf Tata Usaha Jurusan Statistika.
9. Teman seperjuangan (Mahasiswa Statistika Angkatan 2011).
10. Semua pihak yang telah membantu penulis dalam menyelesaikan Tugas Akhir yang tidak mungkin disebutkan satu persatu.

Penulis menyadari bahwa laporan Tugas Akhir ini masih jauh dari kesempurnaan dan sangat diharapkan saran dan kritik membangun dari berbagai pihak. Semoga laporan Tugas Akhir ini dapat memberikan manfaat bagi pembaca.

Surabaya, Januari 2015

Penulis

DAFTAR ISI

	Halaman
HALAMAN JUDUL	i
LEMBAR PENGESAHAN	iii
ABSTRAK	iv
ABSTRACT	vi
KATA PENGANTAR	viii
DAFTAR ISI	ix
DAFTAR TABEL	xi
DAFTAR GAMBAR	xi
DAFTAR LAMPIRAN	xii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Tujuan Penelitian	4
1.4 Manfaat Penelitian	4
1.5 Batasan Masalah	4
BAB II TINJAUAN PUSTAKA	7
2.1 Analisis Regresi	7
2.1.1 Metode Estimasi Parameter <i>Ordinary Least Square</i>	7
2.1.2 Metode Estimasi <i>Robust M</i>	11
2.1.3 Metode Estimasi <i>Robust LTS</i>	14
2.1.4 Metode Estimasi <i>Robust MM</i>	15
2.2 Pemodelan Luas Panen Padi	15
2.3 <i>El Nino/La Nina Southern Oscillation</i>	16
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	19
3.1 Sumber Data	19
3.2 Variabel Penelitian	20
3.3 Metode Penelitian	21

BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN	33
4.1 Deskripsi Luas Panen dan SST Nino 3.4	33
4.2 Model Hubungan Luas Panen dan SST Nino3.4 dan Pemilihan Model Terbaik	39
BAB V KESIMPULAN DAN SARAN	50
5.1 Kesimpulan	50
5.2 Saran	50
DAFTAR PUSTAKA	52
LAMPIRAN	54

DAFTAR TABEL

	Halaman
Tabel 2.1 Fungsi Objektif, Fungsi Pengaruh dan Fungsi Pembobot pada Estimasi M-Tukey <i>Bisquare</i>	13
Tabel 4.1 Nilai Pemusatan dan Penyebaran Data Luas Panen Padi (Ha)	34
Tabel 4.2 Nilai Pemusatan dan Penyebaran Data SST Nino 3.4 (°C)	37
Tabel 4.3 Korelasi Luas Panen dan SST Nino 3.4	40
Tabel 4.4 Pengamatan Outlier	42
Tabel 4.5 Model Regresi Luas Panen Padi.....	44
Tabel 4.6 Nilai Mean Square Error Model Regresi Luas Panen Padi.....	48

DAFTAR GAMBAR

	Halaman
Gambar 2.1	Ilustrasi Persamaan Regresi OLS (a) Tanpa Outlier(b) Ada Outlier pada Sumbu y (c) Ada Outlier pada Sumbu x d) Ada Outlier pada Sumbu x dan y 10
Gambar 2.2	(a) Ilustrasi Kejadian Iklim Normal (b) Ilustrasi Kejadian El-Nino (c) Ilustrasi Kejadian La-Nina. 17
Gambar 2.3	Pembagian Wilayah Nino di Samudera Pasifik.... 18
Gambar 3.1	Wilayah Administrasi Kabupaten Bondowoso.....19
Gambar 3.2	Diagram Alur Analisis Data 29
Gambar 3.3	Diagram Alur Algoritma Estimasi M 30
Gambar 3.4	Diagram Alur Algoritma Estimasi LTS..... 31
Gambar 3.5	Diagram Alur Algoritma Estimasi MM..... 32
Gambar 4.1	Tren Luas Panen Padi di Kabupaten Bondowoso Tahun 1990-2012..... 34
Gambar 4.2	Plot Rataan SST Nino 3.4 Per Bulan Tahun 1990-2012..... 36
Gambar 4.3	Luas Panen Padi per Tahun Kabupaten Bondowoso dan Plot Runtun Waktu Anomali SST Nino 3.4 .. 38
Gambar 4.4	Scatterplot Luas Panen Padi dan SST Nino 3.4.... 41
Gambar 4.5	Box-Plot Luas Panen Padi di Kabupaten Bondowoso..... 41
Gambar 4.6	Perbandingan Prediksi dan Luas Panen Padi Aktual Tahun 2013..... 49

DAFTAR PUSTAKA

- Alma, O. (2011). Comparison of Robust Regression Method in Linear Regression. *International Journal Contemp. Math Sciences*, Vol.6,no.9, 409-421.
- Ariyanti, I. (2012). *Pemodelan Anomali Luas Panen Padi dan Curah Hujan Terboboti (Weighted Rainfall Index) dengan Pendekatan Robust Bootstrap LTS*. Tugas Akhir pada Jurusan Statistika FMIPA ITS Surabaya.
- [BPS] Badan Pusat Statistika. (2013). *Bondowoso Dalam Angka 2013*. Bondowoso: Badan Pusat Statistika.
- _____ (2014). Diambil dari Badan Pusat Statistika Republik Indonesia Website: <http://bps.go.id/> (11 September 2014)
- Bekti, R. (2009). *Model Hubungan Anomali Luas Panen Padi dan Curah Hujan Terboboti (Weighted Rainfall Index) dengan Regresi Robust*. Tugas Akhir pada Jurusan Statistika FMIPA ITS Surabaya.
- Chen, C. (2002). *Robust regression and Outlier Detection with the ROBUSTREG Procedure*. North Carolina: SAS Institute Inc.
- Draper, N., dan Smith. (1998). *Applied Regression Analysis (Third Edition)*. United States: Wiley Interscience Publication.
- Fox, J. (2002). *Applied Regression Analysis, Linear Models and Related Methods*. USA: Sage Publication.
- Gujarati, D., dan Porter, D. (2013). *Dasar-Dasar Ekonometrika (Terjemahan) Edisi 5 Buku 1*. Jakarta: Salemba Empat.
- Hariyati, B. (2012). *Pemodelan Luas Panen Padi di Kabupaten Lamongan dengan Indikator El Nino Southern Oscillation Melalui Pendekatan Robust Bootstrap Leasts Trimmed Square*. Tugas Akhir pada Jurusan Statistika FMIPA ITS Surabaya.
- Imon, A. dan Ali, M. (2005). Simultaneous Identification of Multiple Outliers and High Leverage Points in Linear

Regression. *Journal of Korean Data and Information Science Society* Vol.16, No.2, 429-444.

Kalia, F. (2014). *Produksi Beras di Bondowoso Tahun Ini Diperkirakan Melebihi Target*. Diambil dari: Portal KBR Website: <http://www.portalkbr.com/> (15 September 2014)

[LAPAN] Lembaga Penerbangan dan Antariksa Nasional. (2010). *Lembaga Penerbangan dan Antariksa Nasional-LAPAN*. Diambil dari: Lembaga Penerbangan dan Antariksa Nasional-LAPAN Website: <http://moklim.sains.lapan.go.id/content/enso-el-nino-southern-oscillation> (20 Agustus 2014)

Litbang Deptan. (2014). *Dinamika Iklim di Indonesia*. Diambil dari: Litbang Deptan: <http://www.litbang.pertanian.go.id/> (15 Agustus 2014)

Montgomery, D., dan Peck, E. (1992). *Introduction to Linear Regression Analysis (Second Edition)*. New York: John Wiley dan Sons, Inc.

Naylor, R., Falcon, W., Wada, N., dan Rochberg, D. (2002). Using El-Nino Southern Oscillation Climate Data to Improve Food Policy Planning in Indonesia. *Bulletin of Indonesian Economic Studies*, Vol. 38, No. 1, 75-91.

Supari. (2014). *Sejarah Dampak El-Nino di Indonesia*. Diambil dari: Badan Meteorologi dan Geofisika Website: bmkg.go.id (18 Agustus 2014)

Sutikno, Boer, R., Bey, A., Notodiputro, K., dan Las, I. (2010). Model Ramalan Produksi Padi dengan Menggunakan Indeks Hujan Terboboti. *Jurnal Tanah dan Iklim*.

Willems, G., dan Aelst, S. (2005). Fast and Robust Bootstrap for LTS. In *Computational Statistics dan Data Analysis* (pp. 703-715).

Yohai, J. (1987). High Breakdown Point and High Efficiency Robust Estimates for Regression. *The Annals of Statistics*, Vol.15, No.2, 642-656.

BIODATA PENULIS



Penulis yang akrab dipanggil Rizka dilahirkan di Kabupaten Situbondo, Jawa Timur pada tanggal 17 September 1993. Penulis menempuh jenjang pendidikan yaitu SD Negeri 3 Patokan (1999-2005), SMP Negeri 1 Situbondo (2005-2008), SMA Negeri 1 Situbondo (2008-2011). Setelah lulus SMA, penulis melanjutkan jenjang pendidikan di Jurusan Statistika Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS) Surabaya melalui jalur Seleksi Nasional Masuk Perguruan Tinggi Negeri (SNMPTN) pilihan pertama pada tahun 2011.

Semasa kuliah, penulis pernah mengikuti beberapa kegiatan non akademis antara lain mengikuti Kuliah Mahasiswa Berprestasi (MAWAPRES) yang diadakan oleh Kementerian Ristek BEM ITS (2012), Staff Magang Kementerian Ristek BEM ITS (2012), Staff dan Asisten Manager Analisis Data Divisi Professional Statistics (PSt) pada tahun 2012-2014, Kru ITS TV (2012-2013), PIMNAS XXVII dan lain-lain.

Penulis bisa diubungi di alamat email rizkamaliadewis@gmail.com atau di akun Facebook: Rizka Amalia Dewi Savitri.

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Bondowoso merupakan salah satu kabupaten di Jawa Timur yang 90,08% lahannya merupakan lahan pertanian, sehingga setengah dari penduduknya bekerja di sektor pertanian (BPS, 2013). Sektor pertanian memiliki peranan yang sangat penting bagi pergerakan ekonomi serta kehidupan masyarakat Bondowoso. Hal ini didukung dengan fakta bahwa 44,34% PDRB berasal dari sektor pertanian pada tahun 2013 (BPS, 2013). Di antara sektor pertanian, tanaman bahan makanan khususnya padi menyumbang peran yang besar. Berdasarkan data yang dihimpun dari Dinas Pertanian Kabupaten Bondowoso, produksi padi sejak tahun 2011 terus mengalami peningkatan hingga mencapai 371.800 ton pada tahun 2013, sementara itu kebutuhan konsumsi masyarakat Bondowoso hanya 59.260 ton per tahun, sehingga Bondowoso mampu menjadi daerah penunjang lumbung pangan untuk memenuhi stok beras Jawa Timur (Kalia, 2014). Dalam memenuhi stok, pemerintah harus selalu meningkatkan produksi padi.

Saat ini pemerintah Kabupaten Bondowoso sedang melakukan berbagai upaya untuk meningkatkan produksi pertanian, khususnya tanaman padi, meliputi upaya strategis, dengan cara mempelajari faktor yang menyebabkan keragaman luas panen padi, dan upaya teknis, antara lain melalui pengembangan bibit unggul, intensifikasi pupuk organik dan penyediaan sarana produksi pertanian. Walaupun demikian, penerapan teknologi pertanian yang baik tanpa diimbangi dengan keadaan alam seperti iklim yang mendukung akan menyebabkan hasil pertanian tidak maksimal. Sebagai contoh, adanya iklim ekstrim akibat fenomena El-Nino (kekeringan) dan La-Nina (kebanjiran) yang menyebabkan wilayah sentra pertanian mengalami gagal panen. Di Indonesia, fenomena El Nino paling dahsyat terjadi pada tahun 1991 dan 1997. El Nino ditandai dengan meningkatnya suhu permukaan

laut di Samudera Pasifik bagian tengah dan timur sehingga menyebabkan tekanan atmosfer wilayah Indonesia (pasifik ekuator barat) semakin tinggi dan menghambat pembentukan uap awan pembentuk curah hujan yang mempengaruhi ketersediaan air tanaman, sebaliknya dengan La-Nina (LAPAN, 2010). Terminologi yang kemudian digunakan untuk menggambarkan fenomena El Nino dan La Nina adalah *El Nino/La Nina Southern Oscillation* (ENSO). Dampak ENSO akan lebih kuat pada daerah yang memiliki tipe hujan monsun seperti pada pulau Jawa (Sutikno, Boer, Bey, Notodiputro, dan Las, 2010). Dengan demikian, pemodelan prediksi luas panen padi menjadi penting dilakukan akibat adanya iklim ekstrim.

Badan Pusat Statistika (BPS) dan Dinas Pertanian Kabupaten Bondowoso melakukan pendataan luas panen padi sebagai dasar perhitungan Angka Ramalan (ARAM) produksi padi oleh BPS Provinsi. Produksi padi per provinsi didapatkan dari hasil perkalian antara luas panen padi bersih dengan produktifitas padi. Perhitungan ARAM dilakukan setiap *subround* atau empat bulanan: *subround* 1 (Januari-April), *subround* 2 (Mei-Agustus), *subround* 3 (September-Desember). Dalam perhitungan ARAM, BPS belum memasukkan unsur iklim sebagai variabel yang mempengaruhi produksi padi, padahal seperti yang dijelaskan sebelumnya, tanaman padi rentan akan keragaman iklim.

Analisis yang biasa digunakan untuk mengetahui hubungan antara variabel dependen (Y) dan satu atau lebih variabel independen (X) adalah Analisis Regresi. Model persamaan regresi yang terbentuk adalah $y = X\beta + \varepsilon$ dimana β adalah parameter yang akan diduga atau diestimasi dan ε adalah residual. Metode yang umum digunakan untuk mengestimasi parameter regresi adalah metode *Ordinary Least Square* (OLS). Kejadian ekstrim seperti iklim menyebabkan adanya data pengamatan yang *outlier*. Menurut Willems dan Aelst (2005), OLS untuk regresi dikenal sangat sensitif terhadap *outlier* pada data. Untuk mengatasi hal ini, digunakan analisis regresi *robust* yang didesain resistan terhadap *outlier*, sehingga dihasilkan model yang lebih handal.

Beberapa metode estimasi parameter pada regresi *robust* adalah metode *Maximum Likelihood* (M), *Least Trimmed Square* (LTS) dan *Method of Moment* (MM). Kehandalan metode regresi *robust* dalam mengestimasi parameter tidak terlepas dari nilai *breakdown* dan efisiensinya (Alma, 2011). Nilai *breakdown* merupakan proporsi dari *outlier* yang dapat diatasi sebelum *outlier* tersebut mempengaruhi model regresi atau jumlah minimal data *outlier* yang diizinkan ada pada data sebelum akhirnya keberadaan *outlier* mempengaruhi model regresi. Estimasi LTS dikenal memiliki nilai *breakdown* yang tinggi sementara estimasi M dikenal memiliki efisiensi yang tinggi dalam mengestimasi parameter. Metode estimasi yang merupakan penggabungan dari estimasi dengan nilai *breakdown* dan efisiensi tinggi disebut estimasi MM (Chen, 2002).

Model prediksi padi dengan menggunakan indikator iklim telah banyak dikembangkan di Indonesia. Prediksi padi dengan variabel indikator ENSO telah dilakukan oleh Boer (2000); Naylor, Falcon, Rochberg dan Nikolaswada (2001, 2002, 2004, 2007); Sutikno, dkk. (2010). Sementara itu, Hariyati (2012) melakukan penelitian serupa di Kabupaten Lamongan menggunakan regresi *robust bootstrap* LTS yang menyatakan bahwa dibutuhkan metode yang lebih baik lagi dalam memprediksi luas panen padi. Bkti (2009) melakukan pemodelan anomali luas panen padi dengan curah hujan terboboti menggunakan tiga metode berbeda, yaitu: OLS, LTS dan M yang menyatakan bahwa model terbaik prediksi luas panen padi di tiap periode berbeda. Oleh karena itu, penelitian ini membahas pemodelan untuk prediksi luas panen padi di Kabupaten Bondowoso dengan indikator ENSO menggunakan regresi *robust* sebagai rekomendasi ARAM.

1.2 Rumusan Masalah

Berdasarkan uraian pada bagian sebelumnya, masalah yang dibahas dalam penelitian adalah sebagai berikut.

1. Bagaimana deskripsi luas panen padi dan ENSO di Kabupaten Bondowoso?

2. Bagaimana model prediksi luas panen padi dengan indikator ENSO di Kabupaten Bondowoso?

1.3 Tujuan Penelitian

Penelitian dilakukan dengan tujuan sebagai berikut.

1. Mendeskripsikan luas panen padi dan ENSO di Kabupaten Bondowoso.
2. Menyusun model prediksi luas panen padi dengan indikator ENSO di Kabupaten Bondowoso.

1.4 Manfaat Penelitian

Berdasarkan penelitian yang dilakukan, manfaat yang diperoleh adalah sebagai berikut.

1. Manfaat bagi Pemerintah

Model prediksi padi dapat digunakan sebagai dasar penyusun kebijakan ketahanan pangan Kabupaten Bondowoso. Selain itu, model luas panen padi di Kabupaten Bondowoso dapat menjadi dasar bagi perhitungan prediksi padi tingkat provinsi. Penggunaan metode regresi *robust* dapat diterapkan di kabupaten lainnya sehingga setiap wilayah memiliki model prediksi luas panen padi sebagai dasar perhitungan ARAM provinsi maupun nasional.

2. Manfaat Keilmuan

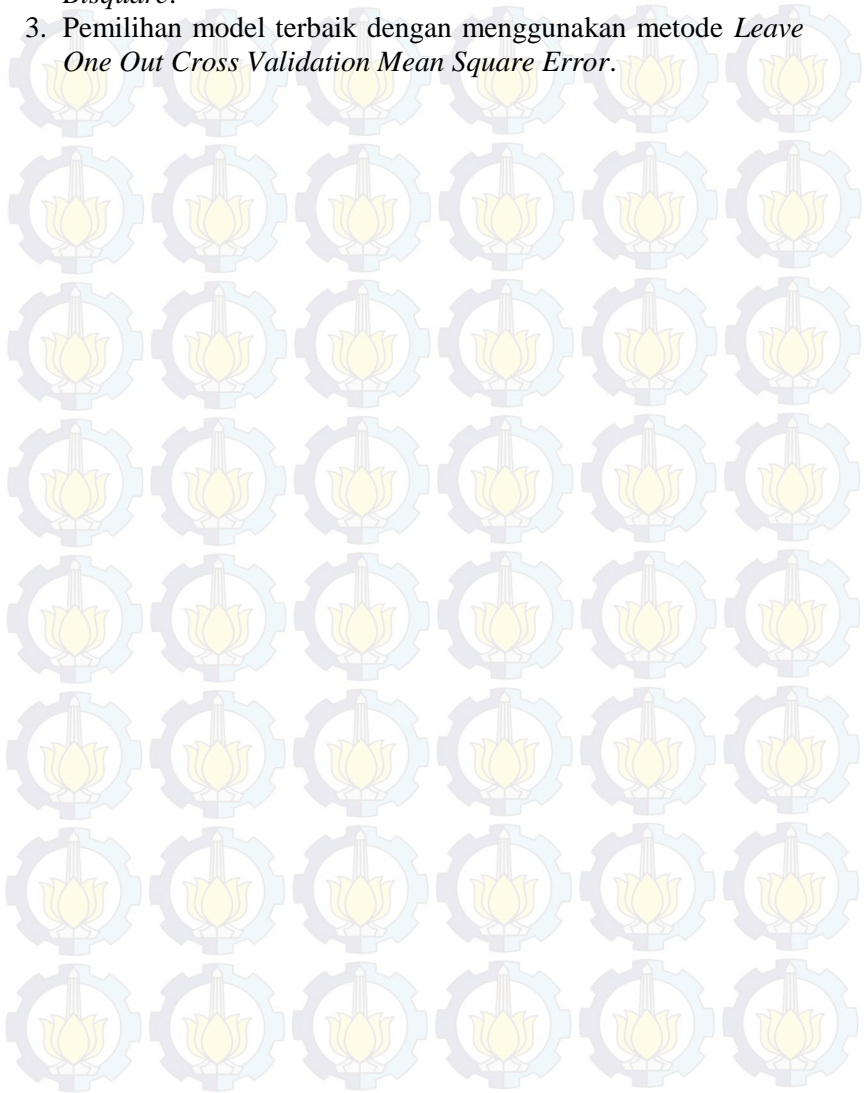
Metode regresi *robust* yang diterapkan pada model luas panen padi dengan indikator ENSO dapat digunakan untuk memodelkan fenomena lain yang mengandung data *outlier* khususnya di bidang agroklimatologi.

1.5 Batasan Masalah

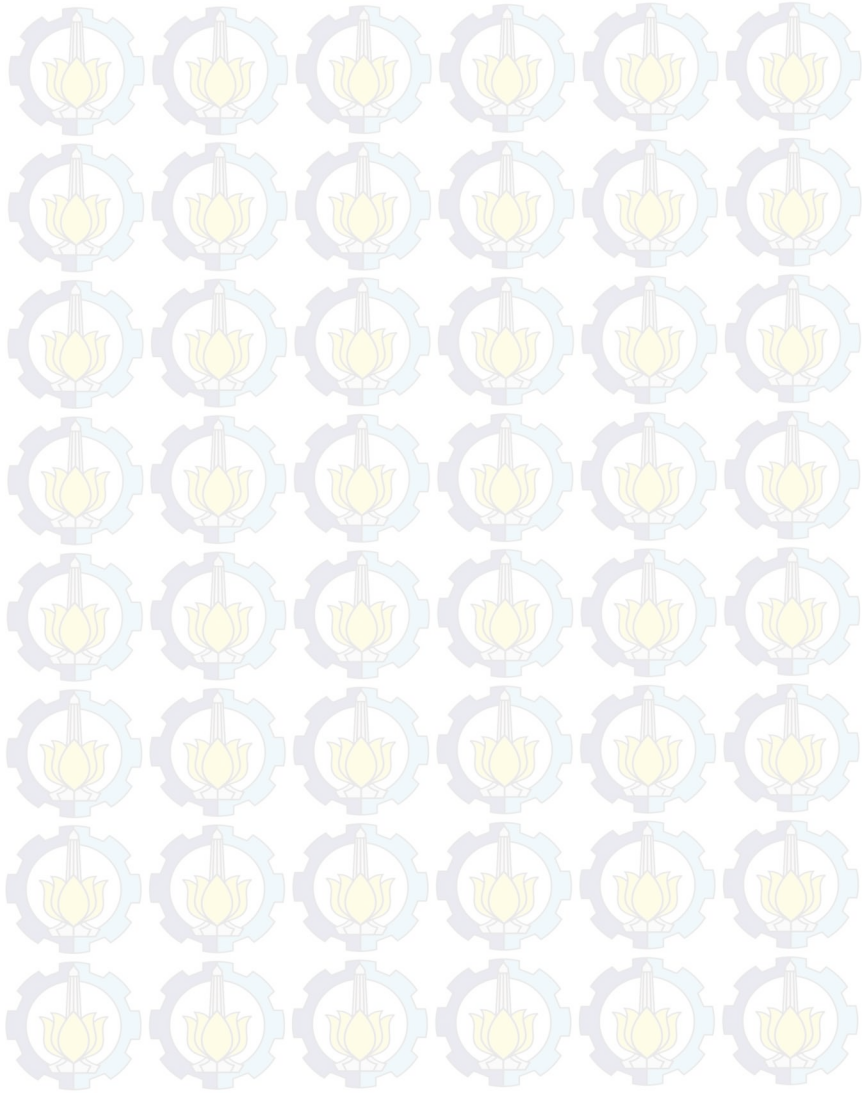
Dalam melakukan estimasi parameter regresi *robust* diberlakukan beberapa batasan masalah sebagai berikut.

1. Kombinasi metode estimasi pada prosedur MM yang digunakan adalah estimasi LTS (memiliki nilai *breakdown* tinggi) dan estimasi M (memiliki efisiensi tinggi).

2. Fungsi objektif estimasi M yang digunakan adalah Tukey *Bisquare*.
3. Pemilihan model terbaik dengan menggunakan metode *Leave One Out Cross Validation Mean Square Error*.



(Halaman Sengaja Dikosongkan)



BAB II TINJAUAN PUSTAKA

2.1 Analisis Regresi

Analisis regresi merupakan analisis statistika yang bertujuan untuk mengetahui hubungan antara satu variabel dependen (Y) dan satu atau lebih variabel independen (X). Model yang menggambarkan hubungan antara variabel dependen (Y) dan variabel independen (X) seperti pada persamaan (2.1).

$$Y_i = \beta_0 + \sum_{j=1}^k \beta_j X_{ij} + \varepsilon_i \quad (2.1)$$

Taksiran dari persamaan (2.1) seperti pada persamaan (2.2).

$$\hat{Y}_i = b_0 + \sum_{j=1}^k b_j X_{ij} \quad (2.2)$$

dengan

$i = 1, 2, \dots, n ; j = 1, 2, \dots, k$

Y = variabel dependen

\hat{Y} = taksiran variabel dependen

X = variabel independen

\hat{X} = taksiran variabel independen

β = parameter regresi

b = taksiran parameter regresi

ε = residual dengan asumsi $\varepsilon \sim \text{IIDN}(0, \sigma^2)$

n = jumlah observasi

k = jumlah variabel independen

Model hubungan antara variabel dependen dan variabel independen ditentukan oleh pengaruh nilai parameter regresi β , sehingga dengan kata lain analisis regresi juga bertujuan untuk menduga atau mengestimasi nilai parameter tersebut.

2.1.1 Metode Estimasi Parameter *Ordinary Least Square*

Metode estimasi yang digunakan untuk mengestimasi parameter regresi adalah metode kuadrat terkecil atau dikenal

dengan metode *Ordinary Least Square* (OLS) (Montgomery dan Peck, 1992). Hal ini didukung oleh Gujarati dan Porter (2013) yang menyatakan bahwa metode OLS lebih sering digunakan daripada metode *Maximum Likelihood* karena lebih sederhana secara matematis. Ide dasar OLS adalah meminimumkan jumlah kuadrat residual (Fox, 2002).

Persamaan (2.1) dapat dinyatakan dalam bentuk matrik yaitu :

$$\mathbf{y} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (2.3)$$

dengan

$$\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_n]^T \quad \boldsymbol{\varepsilon} = [\varepsilon_1 \quad \varepsilon_2 \quad \dots \quad \varepsilon_n]^T$$

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1k} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2k} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nk} \end{bmatrix} \quad \boldsymbol{\beta} = \begin{bmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_k \end{bmatrix}$$

Jumlah Kuadrat Residual atau *Sum of Square Error* dinyatakan pada persamaan (2.4).

$$\begin{aligned} SSE &= \sum_{i=1}^n \varepsilon_i^2 = \boldsymbol{\varepsilon}^T \boldsymbol{\varepsilon} \\ &= (\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta})^T (\mathbf{y} - \mathbf{X}\boldsymbol{\beta}) \\ &= \mathbf{y}^T \mathbf{y} - 2\mathbf{y}^T \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\beta}^T \mathbf{X}^T \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} \end{aligned} \quad (2.4)$$

Dalam hal ini, estimasi kuadrat terkecil harus memenuhi :

$$\frac{\partial SSE}{\partial \hat{\boldsymbol{\beta}}} = -2\mathbf{X}^T \mathbf{y} + 2\mathbf{X}^T \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}} = 0$$

$$\mathbf{X}^T \mathbf{y} = \mathbf{X}^T \mathbf{X}\hat{\boldsymbol{\beta}}$$

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y}$$

sehingga nilai taksiran $\boldsymbol{\beta}$ adalah :

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = \mathbf{b} = (\mathbf{X}^T \mathbf{X})^{-1} \mathbf{X}^T \mathbf{y} \quad (2.5)$$

dengan

ε = vektor residual berukuran $(n \times 1)$

y = vektor variabel dependen berukuran $(n \times 1)$

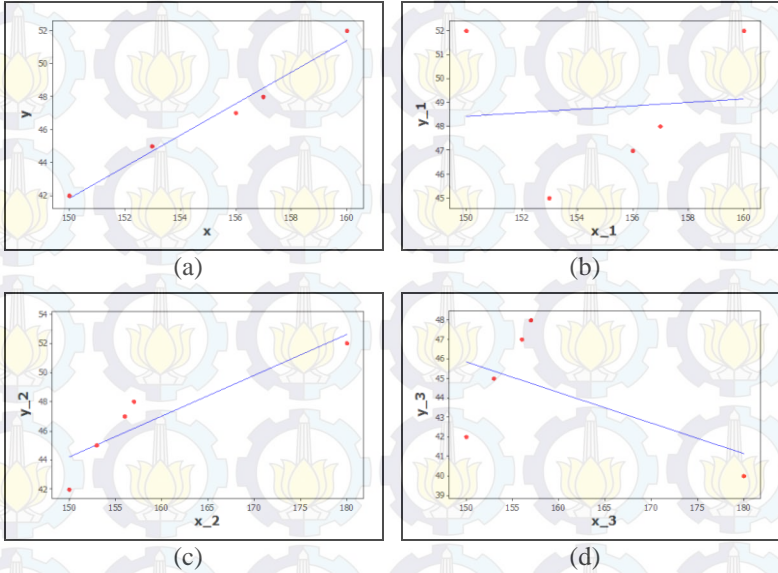
X = matrik variabel independen berukuran $(n \times (k+1))$

β = vektor parameter regresi berukuran $((k+1) \times 1)$

Dalam menerapkan analisis regresi, ada beberapa asumsi yang harus dipenuhi, Gujarati dan Porter (2013) membaginya menjadi tujuh asumsi antara lain residual berdistribusi normal, residual memiliki sifat homoskedastisitas, tidak ada autokorelasi, tidak ada multikolinearitas. Menurut Willems dan Aelst (2005), metode OLS untuk regresi dikenal sangat sensitif terhadap *outlier* pada data.

Outlier merupakan suatu keganjilan dan menandakan suatu titik data yang sama sekali tidak sama dengan data yang lain (Draper dan Smith, 1998). Montgomery dan Peck (1992) mendefinisikan *outlier* sebagai suatu pengamatan yang ekstrim. Berikut adalah ilustrasi keberadaan *outlier* pada data yang diestimasi dengan OLS. Misal terdapat lima pasang data x dan y $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_5, y_5)\}$ yang dianalisis dengan regresi OLS. Gambar 2.1(a) merupakan ilustrasi persamaan regresi yang terbentuk dimana titik pengamatan berada di sekitar garis regresi. Gambar 2.1(b) merupakan ilustrasi adanya pengamatan *outlier* pada sumbu y , misal y_2 , dimana persamaan regresi berubah semakin datar dan titik pengamatan menjadi jauh dari persamaan regresi. Gambar 2.1(c) merupakan ilustrasi adanya pengamatan *outlier* pada sumbu x (*leverage*), misal x_4 , dimana titik yang merupakan *outlier* berada jauh dari pengamatan lainnya meskipun masih berada di sekitar persamaan regresi. Sementara itu, Gambar 2.1(d) mengilustrasikan adanya pengamatan *outlier* pada sumbu x dan y , misal x_4 dan y_4 , dimana garis regresi berubah arah. Keberadaan satu data *outlier* tampak mempengaruhi persamaan regresi yang terbentuk. Ilustrasi pada Gambar 2.1 menunjukkan bahwa estimasi OLS memiliki nilai *breakdown* sangat rendah yaitu $1/n$. Artinya, satu *outlier* saja yang ada dalam data akan mempenga-

ruhi hasil regresi. Nilai *breakdown* didefinisikan sebagai proporsi dari *outlier* yang dapat diatasi sebelum *outlier* tersebut mempengaruhi model regresi atau jumlah minimal data *outlier* yang diizinkan ada pada data sebelum akhirnya mempengaruhi model regresi. Oleh karena itu, nilai *breakdown* diharapkan tinggi.



Gambar 2.1 Ilustrasi Persamaan Regresi OLS (a) Tanpa *Outlier* (b) Ada *Outlier* pada Sumbu y (c) Ada *Outlier* pada Sumbu x (d) Ada *Outlier* pada Sumbu x dan y

Salah satu cara untuk mendeteksi *outlier* dengan perhitungan DFFITS. Pendeteksian DFFITS melalui nilai \hat{y}_i dan gabungan nilai *leverage* (h_{ii}) dengan *standardized residual*.

$$\text{DFFITS}_i = \frac{\hat{y}_i - \hat{y}_{i,-i}}{\sqrt{S_{-i}^2 h_{ii}}} \quad \text{untuk } i = 1, 2, \dots, n \quad (2.6)$$

dengan

\hat{y}_i : Nilai taksiran y_i dengan menggunakan pengamatan ke- i

$\hat{y}_{i,-i}$: Nilai taksiran y_i tanpa menggunakan pengamatan ke- i

S_{-i}^2 : *Mean Square Error* tanpa menggunakan pengamatan ke- i

h_{ii} : Elemen diagonal ke- i dari matrik $H = X(X^T X^{-1})X^T$

Jika $|DFFITS_i| > 2\sqrt{\frac{k+1}{n}}$ dengan k adalah jumlah variabel independen dan n adalah banyaknya pengamatan maka pengamatan ke- i merupakan pengamatan *outlier* yang berpengaruh.

Setelah mengetahui adanya *outlier*, langkah selanjutnya adalah memutuskan untuk mengatasi pengamatan yang *outlier* tersebut. Menurut Draper dan Smith (1998), adakalanya *outlier* memberikan informasi yang penting atau bahkan tidak bisa dijelaskan oleh data yang lainnya. Dalam menghadapi data *outlier*, Montgomery dan Peck (1992) menjelaskan kaidah umum yaitu *outlier* dapat ditolak jika keberadaannya disebabkan oleh kesalahan yang diketahui penyebabnya seperti kesalahan pengukuran, alat pengukur dan pencatatan hasil ukur. Bila tidak diketahui penyebabnya, maka tidak bisa dengan serta merta menolak data *outlier*. Oleh karena itu, perhitungan OLS dikembangkan menggunakan metode estimasi yang lebih resistan terhadap *outlier* yaitu regresi *robust*.

Berdasarkan Chen (2002), regresi *robust* adalah sebuah alat penting dalam menganalisis data yang mengandung *outlier*. Draper dan Smith (1998) juga pernah mengatakan hal yang sama sehingga dengan metode regresi *robust* dapat dihasilkan model yang resistan terhadap *outlier*. Beberapa prosedur estimasi parameter regresi *robust* antara lain metode estimasi M, LTS dan MM.

1.1.2 Metode Estimasi *Robust* M

Estimasi M dikenalkan oleh Huber (1973) dan dikenal sebagai pendekatan sederhana dalam regresi *robust*. Oleh karena itu, metode estimasi ini sering digunakan. Estimasi M dipandang

baik untuk mengestimasi parameter yang disebabkan *outlier* pada arah y (Alma, 2011). Ide dasar dari Estimasi M adalah meminimumkan fungsi objektif pada persamaan (2.7).

$$\sum_{i=1}^n \rho(e_i^*) = \sum_{i=1}^n \rho(e_i / \hat{\sigma}) = \sum_{i=1}^n \rho((y_i - \mathbf{x}_i \mathbf{b}) / \hat{\sigma}) \quad (2.7)$$

Nilai $\hat{\sigma}$ (skala estimasi *robust*) diperoleh melalui iterasi.

$$\hat{\sigma}^{(l)} = \text{med}_{i=1}^n |y_i - \mathbf{x}_i \mathbf{b}^{(l-1)}| / \beta_0 \quad (2.8)$$

dengan l ($l = 1, 2, \dots$) adalah iterasi, $\beta_0 = \Phi^{-1}(0,75)$ dan Φ^{-1} adalah invers fungsi kumulatif normal standart, $\rho(e_i^*)$ adalah fungsi simetris dari residual atau fungsi yang memberikan kontribusi pada masing-masing residual pada fungsi objektif. $\psi = \rho'$ dengan ψ derivatif dari ρ , maka untuk meminimumkan persamaan (2.7) dihitung nilai turunan parsial pertama seperti pada persamaan (2.9).

$$\sum_{i=1}^n \psi((y_i - \mathbf{x}_i \mathbf{b}) / \hat{\sigma}) \mathbf{x}_i = 0 \quad (2.9)$$

$\psi(\cdot)$ merupakan fungsi pengaruh yang digunakan dalam memperoleh bobot (*weight*). Dengan fungsi pembobot $w_i = \frac{\psi(e_i^*)}{e_i^*}$ maka persamaan (2.9) menjadi persamaan (2.10).

$$\sum_{i=1}^n w_i ((y_i - \mathbf{x}_i \mathbf{b}) / \hat{\sigma}) \mathbf{x}_i = 0 \quad (2.10)$$

Persamaan (2.10) dinotasikan dalam bentuk matriks.

$$\mathbf{X}^T \mathbf{W} \mathbf{X} \mathbf{b} = \mathbf{X}^T \mathbf{W} \mathbf{y} \quad (2.11)$$

Persamaan (2.11) disebut *weighted least squares* yang meminimumkan $\sum_{i=1}^n w_i (y_i - \hat{y}_i)^2$. *Weighted least squares* dapat diguna-

kan untuk menghitung estimasi M , sehingga estimasi parameter menjadi persamaan (2.12).

$$b = (X^T W X)^{-1} X^T W y \quad (2.12)$$

Pembobot dalam estimasi M bergantung pada residual dan koefisien. Fox (2002) menyatakan untuk menyelesaikan masalah tersebut perlu dilakukan prosedur iterasi yang disebut *Iteratively Reweighted Least Squares* (IRLS).

Tiga bentuk estimasi M diantaranya estimasi *least square*, Huber dan Tukey *Bisquare* (*biweight*). Pada penelitian ini digunakan Tukey *Bisquare*. Bentuk fungsi objektif, fungsi pengaruh dan fungsi pembobot untuk Tukey *Bisquare* dijabarkan pada Tabel 2.1.

Tabel 2.1 Fungsi Objektif, Fungsi Pengaruh dan Fungsi Pembobot pada Estimasi M -Tukey *Bisquare*

Metode Tukey <i>Bisquare</i>	
Fungsi objektif	$\rho_B(e^*) = \begin{cases} \frac{k^2}{6} \left[1 - \left(1 - \left(\frac{e_i^*}{r} \right)^2 \right)^3 \right] & \text{untuk } e_i^* \leq r \\ r^2 / 6 & \text{untuk } e_i^* > r \end{cases}$
Fungsi pengaruh	$\psi_B(e^*) = \begin{cases} e_i^* \left\langle 1 - \left(\frac{e_i^*}{r} \right)^2 \right\rangle^2 & \text{untuk } e_i^* \leq r \\ 0 & \text{untuk } e_i^* > r \end{cases}$
Fungsi Pembobot	$w_B(e^*) = \begin{cases} \left\langle 1 - \left(\frac{e_i^*}{r} \right)^2 \right\rangle^2 & \text{untuk } e_i^* \leq r \\ 0 & \text{untuk } e_i^* > r \end{cases}$

(Sumber : Fox, 2002)

Nilai r pada fungsi objektif, pengaruh dan pembobot Tabel 2.1 adalah *tunning constant*. Kuzmic *et.al* (2004) dalam Bakti (2009) menyebutkan estimasi M -Tukey *Bisquare* efektif digunakan pada $\alpha = 5\%$ dengan $r = 4,685$. Kelly (2008) dalam Bakti (2009) menyatakan permasalahan dalam estimasi regresi *robust*

adalah perlu dilakukan pemilihan *tunning constant* agar estimasi yang diperoleh lebih spesifik dan meminimumkan jumlah kuadrat residual. Menurunkan *tunning constant* akan menaikkan pembobot terhadap residual yang besar. Menaikkan *tunning constant* akan menurunkan pembobot terhadap residual yang besar. Semakin besar r maka estimasi *robust* akan mendekati estimasi *least square*.

1.1.3 Metode Estimasi Robust LTS

Estimasi LTS dikenalkan oleh Rousseeuw dan Yohai (1984). Estimasi ini memiliki nilai *breakdown* $n/2$ atau 50%. Ide dasar dari LTS adalah meminimumkan jumlah kuadrat h residual yaitu fungsi objektif pada persamaan (2.13).

$$\sum_{i=1}^h e_{(i:n)}^2 \quad (2.13)$$

dengan

$$h = \lceil n/2 \rceil + \lceil (k+2)/2 \rceil \quad (2.14)$$

$e_{(i)}^2$: kuadrat residual yang diurutkan dari terkecil ke terbesar

$$e_{(1)}^2 < e_{(2)}^2 < e_{(3)}^2 < \dots < e_{(i)}^2 < \dots < e_{(h)}^2 < \dots < e_{(n)}^2$$

n : jumlah pengamatan

k : jumlah variabel independen

Konsep dari LTS adalah meminimumkan *trimmed sum square of residuals*, sehingga membiarkan beberapa pengamatan berpotensi berpengaruh (*outlier*) yang bersifat memiliki residual besar. Pembentukan estimasi parameter dilakukan hingga *Final Weighted Least Square* dengan fungsi pembobot seperti pada persamaan (2.15).

$$w_i = \begin{cases} 0 & , |e_i|/s_{LTS} > r \\ 1 & , \text{lainnya} \end{cases} \quad (2.15)$$

dengan $r=3$ dan

$$s_{LTS} = d_{h,n} \sqrt{\frac{1}{h} \sum_{i=1}^h e_{(i)}^2} \quad (2.16)$$

$$d_{h,n} = \frac{1}{\sqrt{1 - \frac{2n}{hc_{h,n}} \phi(1/c_{h,n})}} \quad (2.17)$$

$$c_{h,n} = \frac{1}{\Phi^{-1}((h+n)/2n))} \quad (2.18)$$

dengan

n = jumlah pengamatan

Φ = fungsi kumulatif normal standart

ϕ = fungsi kepadatan normal standart

Perhitungan estimasi parameter LTS menggunakan *weighted least squares* seperti pada persamaan (2.12).

1.1.4 Metode Estimasi *Robust* MM

Estimasi MM dikenalkan oleh Yohai (1987) merupakan pengembangan dari estimasi M. Metode MM menggabungkan nilai *breakdown* yang tinggi yang juga dimiliki oleh estimasi LTS dengan estimasi M yang memiliki sifat efisien. Perhitungan estimasi MM terdiri dari tiga tahap utama. Tahap pertama adalah menghitung estimasi parameter awal dengan algoritma LTS, tahap kedua adalah menghitung skala estimasi *robust* dan tahap ketiga adalah menghitung estimasi parameter akhir dengan estimasi M.

2.2 Pemodelan Luas Panen Padi

Luas panen merupakan luas tanaman yang diambil hasilnya setelah tanaman yang bersangkutan cukup umur dan sesuai dengan kriteria panen (BPS, 2014). Tanaman padi merupakan salah satu jenis tanaman pangan yang memerlukan 600-1200 mm air selama masa tanam antara 90-120 hari hingga memasuki masa panen (Naylor dkk., 2002). BPS dan Departemen Pertanian melakukan pendataan dan peramalan produksi padi di Indonesia yang

dibagi dalam tiga periode atau *subround*, yaitu Januari–April, Mei–Agustus, dan September – Desember. Pembagian tiga periode selama satu tahun didasarkan pada rata-rata masa tanam padi selama empat bulan. Luas panen setiap periode diperoleh dari jumlah luas panen pada bulan pertama hingga bulan keempat dalam satu periode. Produksi padi merupakan perkalian antara luas panen dengan produktifitas. Produksi padi dan luas panen dalam setahun (Januari-Desember) merupakan penjumlahan produksi dan luas panen selama 3 periode.

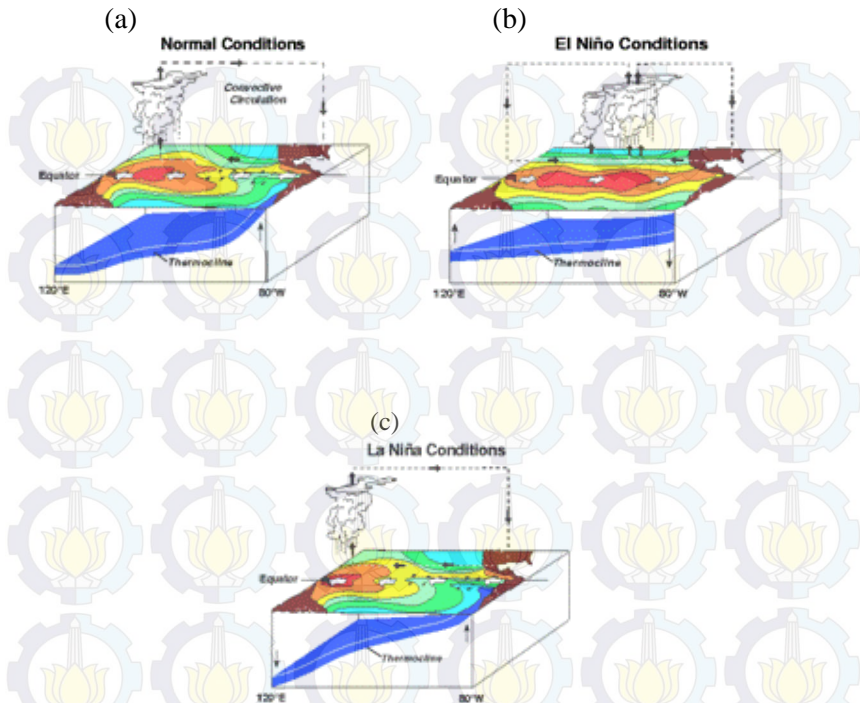
Pendataan statistik pertanian yang meliputi luas panen dan produktifitas dimulai dari tingkat kabupaten/kota oleh mantri tani dan mantri statistik yang kemudian diolah oleh BPS Kabupaten/Kota. Pengolahan lebih lanjut dilakukan oleh BPS Provinsi yang menghasilkan suatu Angka Ramalan (ARAM) provinsi hingga ARAM nasional.

Pemodelan prediksi luas panen padi dengan indikator iklim telah banyak dikembangkan di antaranya oleh Naylor dkk. (2002), Sutikno dkk. (2010), Bakti (2009), Ariyanti (2012), Hariyati (2012).

2.3 *El Nino/La Nina Southern Oscillation*

Posisi Indonesia yang berada di antara dua samudera yaitu Hindia dan Pasifik menjadikan iklim Indonesia sangat dinamis, kompleks dan beragam. Salah satu faktor yang berperan terhadap variasi atau keragaman iklim di Indonesia yaitu fluktuasi Suhu Permukaan Laut / *Sea Surface Temperature* (SST) Pasifik Ekuator. Indikator yang kemudian digunakan dalam mengukur keragaman iklim di Indonesia adalah penyimpangan/anomali suhu permukaan laut. SST dikatakan normal apabila anomali suhu permukaan laut berada di antara -0.5°C dan 0.5°C (Litbang Deptan, 2014).

Kejadian dimana suhu permukaan laut di Samudera Pasifik sekitar ekuator khususnya di bagian tengah dan timur meningkat dikenal dengan fenomena El-Nino dan dikatakan La-Nina jika suhu permukaan laut menurun atau dingin.



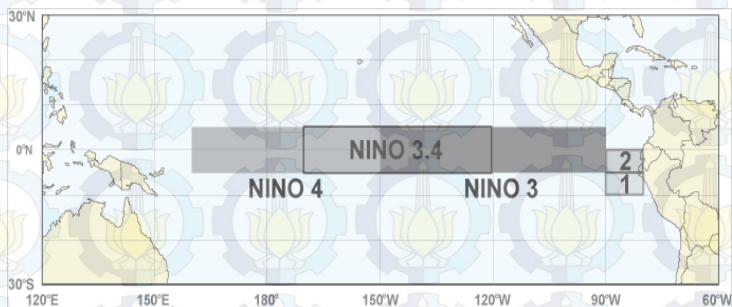
Gambar 2.2 (a) Ilustrasi Kejadian Iklim Normal (b) Ilustrasi Kejadian El-Nino (c) Ilustrasi Kejadian La-Nina (Sumber : LAPAN,2010)

Dalam kondisi iklim normal (Gambar 2.2a), suhu permukaan laut di sekitar Indonesia (pasifik ekuator barat) umumnya hangat dan karenanya proses penguapan mudah terjadi dan awan-awan hujan mudah terbentuk. Namun ketika fenomena El-Nino (Gambar 2.2b) terjadi yakni pada saat suhu permukaan laut di pasifik ekuator tengah dan timur meningkat, perairan sekitar Indonesia umumnya mengalami penurunan suhu. Akibatnya, terjadi perubahan peredaran masa udara (tekanan udara semakin tinggi) yang berdampak pada berkurangnya pembentukan awan-awan hujan di Indonesia. Sedangkan fenomena La Nina (Gambar

2.2c) menyebabkan banjir akibat curah hujan yang berlebih (Supari, 2014).

Kejadian El-Nino tidak terjadi secara tunggal tetapi berlangsung secara berurutan pasca atau pra La-Nina. Berdasarkan data dan kajian Lembaga Penerbangan dan Antariksa Nasional, dalam kurun waktu 98 tahun (1900-1998) menunjukkan bahwa El Nino telah terjadi sebanyak 23 kali (rata-rata 4 tahun sekali) sedangkan La-Nina hanya terjadi 15 kali (rata-rata 6 tahun sekali). Di Indonesia, fenomena El Nino paling dahsyat terjadi pada tahun 1997 yang menyebabkan penurunan produksi padi pada sektor pertanian (LAPAN, 2010). Dampak kejadian ENSO memberikan pengaruh yang berbeda antar wilayah tergantung pada iklim lokal (Supari, 2014). Selain itu, pengaruh El-Nino kuat pada daerah yang dipengaruhi oleh sistem hujan monsun seperti pada pulau Jawa (Sutikno dkk., 2010).

Kawasan Samudera Pasifik dibagi menjadi beberapa kawasan Nino (Gambar 2.3). Pembagian kawasan didasarkan penelitian jangka panjang para ilmuwan mengenai kondisi El-Nino dan SST di Samudera Pasifik. Menurut penelitian tersebut disimpulkan bahwa Nino 3.4 merupakan kawasan yang paling dominan berperan.



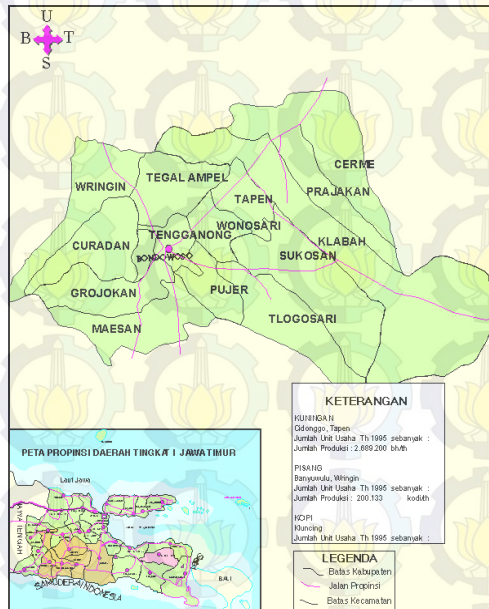
Gambar 2.3 Pembagian Wilayah Nino di Samudera Pasifik
(Sumber : <http://google.com>)

BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

3.1 Sumber Data

Penelitian dilakukan di Kabupaten Bondowoso Jawa Timur. Kabupaten Bondowoso merupakan daerah tapal kuda yang berbatasan dengan Kabupaten Situbondo di utara, Kabupaten Banyuwangi di timur, Kabupaten Jember di selatan serta Kabupaten Probolinggo di barat, seperti Gambar 3.1. Luas wilayah Kabupaten Bondowoso adalah 1.560,10 km² dimana 90.08% lahannya merupakan lahan pertanian.



Gambar 3.1 Wilayah Administrasi Kabupaten Bondowoso (Sumber : <http://google.com>)

Dalam penelitian digunakan dua data sekunder selama periode 1990-2012 sebagai berikut.

1. Data luas panen padi per *subround* yang diperoleh dari Dinas Pertanian Kabupaten Bondowoso dan BPS Provinsi Jawa Timur.
2. Data SST Nino 3.4 per bulan yang diperoleh dari : The Nation Oceanic and Atmospheric Administration (<http://noaasis.noaa.gov/NOAASIS/>).

3.2 Variabel Penelitian

Variabel penelitian terdiri atas variabel dependen dan independen sebagai berikut.

1. Variabel dependen (Y) adalah luas panen padi per *subround* (LP_I , LP_{II} dan LP_{III}).

LP_I : (luas panen *subround* 1, yaitu bulan Januari-April)

LP_{II} : (luas panen *subround* 2, yaitu bulan Mei-Agustus)

LP_{III} : (luas panen *subround* 3, yaitu bulan September-Desember)

2. Variabel independen (X) adalah SST Nino 3.4.

Subround 1 : SST_{Jan} , SST_{Feb} , SST_{Mar} , SST_{Apr}

Subround 2 : SST_{Mei} , SST_{Jun} , SST_{Jul} , SST_{Ags}

Subround 3 : SST_{Sep} , SST_{Okt} , SST_{Nov} , SST_{Des}

Model prediksi luas panen padi yang disusun terdiri atas tiga model sesuai dengan *subround* yang disusun oleh BPS sebagai berikut.

- a. Model Prediksi Luas Panen Padi *subround* 1

$$LP_I = f(SST_{Jan}, SST_{Feb}, SST_{Mar}, SST_{Apr})$$

- b. Model Prediksi Luas Panen Padi *subround* 2

$$LP_{II} = f(SST_{Mei}, SST_{Jun}, SST_{Jul}, SST_{Ags})$$

- c. Model Prediksi Luas Panen Padi *subround* 3

$$LP_{III} = f(SST_{Sep}, SST_{Okt}, SST_{Nov}, SST_{Des})$$

3.3 Metode Penelitian

Dalam melakukan penelitian, terdapat langkah-langkah penelitian yang dilakukan sebagai berikut.

1. Melakukan validasi data dengan cara memeriksa kebenaran dan kesesuaian data.
2. Mendeskripsikan data luas panen padi di Kabupaten Bondowoso dan SST Nino 3.4 dengan menggunakan statistika deskriptif dan plot runtun waktu.
3. Mengidentifikasi hubungan antara luas panen padi dan SST Nino 3.4 di Kabupaten Bondowoso dengan menggunakan *scatterplot* dan korelasi *pearson* dihitung menggunakan rumus sebagai berikut.

$$r = \frac{\sum xy - \frac{(\sum x)(\sum y)}{n}}{\sqrt{\left(\sum x^2 - \frac{(\sum x)^2}{n}\right)\left(\sum y^2 - \frac{(\sum y)^2}{n}\right)}} \quad (3.1)$$

4. Menyusun model regresi luas panen per periode dengan analisis regresi OLS. Adapun tahapan yang dilakukan adalah sebagai berikut.
 - i. Menghitung estimasi parameter pada persamaan **Error! Reference source not found..**
 - ii. Melakukan pengujian parameter regresi.
 - iii. Melakukan pengujian asumsi residual.
5. Melakukan pendeteksian *outlier* dengan DFFITS persamaan **Error! Reference source not found..**
6. Menyusun model regresi luas panen per periode dengan analisis regresi *robust* M, LTS dan MM.

Algoritma Estimasi M

- i) Menghitung estimasi b_0 melalui OLS pada persamaan **Error! Reference source not found.** dan menghitung residual $e_{i,0}$.

- ii) Menghitung $\hat{\sigma}^{(o)}$ dan fungsi pembobot $w_{i,0}$.
- iii) Menghitung estimasi pada iterasi l ($l = 1, 2, \dots$) dengan *weighted least square*.

$$b_l = (X^T W_{l-1} X)^{-1} X^T W_{l-1} y$$

dengan w_{l-1} merupakan matrik diagonal dengan elemen diagonalnya adalah $w_{i,l-1}$. Sehingga estimasi parameter pada iterasi pertama ($l = 1$) menggunakan $e_{i,0}$ dan $w_{i,0}$.

- iv) Mengulang tahap (ii) dan tahap (iii) hingga mendapatkan parameter regresi yang konvergen.

Algoritma Estimasi LTS

Algoritma yang digunakan dalam menghitung estimasi LTS adalah FAST LTS, *C-steps*, dan FWLS dengan tahapan sebagai berikut.

- i) Menghitung estimasi b_o melalui OLS pada persamaan **Error! Reference source not found..**
- ii) Menghitung n residual kuadrat, $e_{i,0}^2 = (\hat{y}_i - \mathbf{x}_i \mathbf{b}_o)^2$ berdasarkan hasil estimasi dengan metode OLS pada langkah (i).
- iii) Menghitung $h_o = (n + k + 2) / 2$ pengamatan dengan nilai $e_{(i)}^2$ terkecil.
- iv) Menghitung $\sum_{i=1}^{h_o} e_{(i)}^2$.
- v) Menghitung estimasi parameter baru, \mathbf{b}_{new} , dari h_o pengamatan dengan metode estimasi OLS.
- vi) Menghitung n residual kuadrat baru $e_{i_new}^2 = (\hat{y}_i - \mathbf{x}_i \mathbf{b}_{new})^2$ berdasarkan hasil estimasi dengan metode OLS pada langkah (v).

vii) Menghitung $h_{new} = (h_0 + k + 2) / 2$ pengamatan dengan nilai $e^2_{(i_new)}$ terkecil.

viii) Menghitung $\sum_{i=1}^{h_{new}} e^2_{(i_new)}$.

ix) Melakukan *C-steps* yaitu tahap (v) sampai tahap (viii) hingga mendapatkan parameter regresi yang konvergen.

x) Menghitung pembobot untuk masing-masing pengamatan. Jumlah pengamatan yang dihitung pembobotnya berasal dari jumlah pengamatan terakhir yang sudah memiliki fungsi objektif kecil dan konvergen. Perhitungan pembobot menggunakan persamaan (2.15).

xi) Menghitung estimasi parameter dengan *weighted least square* persamaan (2.12).

Estimasi MM

Pada dasarnya, tahapan estimasi MM terdiri dari tiga tahap utama. Tahap pertama adalah menghitung estimasi parameter awal dengan metode estimasi yang memiliki nilai *break-down* yang tinggi. Pada penelitian ini digunakan estimasi LTS. Tahap kedua, menghitung residual dan skala estimasi *robust*. Tahap ketiga, menghitung estimasi parameter akhir dengan algoritma estimasi M.

Algoritma estimasi M, LTS dan MM disajikan lebih lengkap pada Gambar 3.3, 3.4 dan 3.5.

7. Memilih model terbaik dengan metode *Leave One Out Cross Validation* (LOOCV) *Mean Square Error* pada masing-masing periode dengan rumus sebagai berikut.

$$CV_{MSE} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(y_i - f^{[i]}(x_i) \right)^2 \quad (3.2)$$

dengan

n : banyaknya pengamatan

y_i : variabel respon ke- i , $i=1,2,...,n$

$f^{[i]}(x_i)$: nilai prediksi dari model regresi tanpa pengamatan ke- i

8. Menghitung prediksi luas panen padi satu tahun ke depan dengan model terbaik.

Pengujian Signifikansi Parameter Regresi

Pengujian parameter regresi bertujuan untuk menentukan apakah parameter menunjukkan hubungan yang nyata antara variabel dependen dan independen. Pengujian yang dilakukan meliputi uji serentak dan uji parsial.

Uji Serentak

Hipotesis Pengujian :

$$H_0 : \beta = 0$$

$$H_1 : \beta \neq 0$$

Statistik Uji :

OLS

$$F = \frac{MSR}{MSE} = \frac{\left[\sum_{i=1}^n (\hat{y}_i - \bar{y})^2 \right] / (k)}{\left[\sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2 \right] / (n - k - 1)} \quad (3.3)$$

WLS

$$F = \frac{MSR_{weighted}}{MSE_{weighted}} = \frac{\left[\sum_{i=1}^n w_i (\hat{y}_i - \bar{y})^2 \right] / (k)}{\left[\sum_{i=1}^n w_i (y_i - \hat{y}_i)^2 \right] / (n - k - 1)} \quad (3.4)$$

Daerah Kritis :

Tolak H_0 jika $F > F_{\alpha, k, n-k-1}$ atau $P\text{-value} < \alpha = 0.05$.

Uji Parsial

Hipotesis Pengujian :

$$H_0 : \beta_j = 0$$

$$H_1 : \beta_j \neq 0, j = 0, 1, \dots, k$$

Statistik Uji :

OLS

$$t = \frac{\hat{\beta}_j}{s(\hat{\beta}_j)} \quad (3.5)$$

WLS

$$t_{hitung (weighted)} = \frac{b_{j(weighted)}}{S(b_{j(weighted)})} \quad (3.6)$$

Daerah Kritis :

Tolak H_0 jika $|t| > t_{\frac{\alpha}{2}, n-k-1}$ atau $P\text{-value} < \alpha = 0.05$.

Pengujian Asumsi Residual Analisis Regresi

Model regresi linear yang telah dibentuk didasarkan pada asumsi-asumsi tertentu yang harus dipenuhi. Berikut adalah asumsi klasik analisis regresi beserta cara mendeteksi dan mengatasinya apabila terjadi pelanggaran asumsi.

1. Residual Berdistribusi Normal

Cara Mendeteksi :

Cara yang digunakan untuk mendeteksi adalah dengan menggunakan *normal probability plot* atau dengan Uji Kenormalan antara lain Uji Anderson Darling dan Kolmogorov Smirnov.

Hipotesis Pengujian:

$$H_0 : \text{Residual berdistribusi normal}$$

$$H_1 : \text{Residual tidak berdistribusi normal}$$

Statistik Uji Anderson Darling :

$$A = -n - S \quad (3.7)$$

dengan

$$S = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [2i - 1] [\ln(F(Z_i)) + \ln(1 - F(Z_{n+1-i}))]$$

$$Z_i = \frac{x_i - \bar{x}}{s}$$

dengan

A = statistik uji Anderson Darling

n = ukuran sampel

x_i = data ke- i yang telah diurutkan

Z_i = data x_i yang distandarisasi

\bar{x} = rata-rata data

s = standar deviasi data

$F(Z_i)$ = nilai fungsi kumulatif normal standart di Z_i

Daerah kritis :

Tolak H_0 jika $D > D_\alpha$ atau $P - value < \alpha = 0.05$

Cara Mengatasi :

Tidak mengikutsertakan data *outlier* dalam analisis bila diketahui penyebab *outlier*, Transformasi Variabel, Regresi Bootstrap.

2. Residual Identik (Tidak Ada Heteroskedastisitas)

Cara Mendeteksi :

Cara yang digunakan untuk mendeteksi adalah dengan membuat *scatter plot* antara residual dengan nilai prediksi respon atau dengan Uji Glesjer.

Hipotesis Pengujian:

H_0 : $\sigma_1^2 = \sigma_2^2 = \dots = \sigma_n^2 = \sigma^2$ (tidak ada heteroskedastisitas)

H_1 : minimal ada satu $\sigma_i^2 = \sigma_j^2, i \neq j$ (ada heteroskedastisitas)

Statistik Uji :

$$F = \frac{MSR}{MSE} = \frac{\left[\sum_{i=1}^n (\hat{e}_i - \bar{\hat{e}})^2 \right] / (k)}{\left[\sum_{i=1}^n (\hat{e}_i - \bar{\hat{e}}_i)^2 \right] / (n - k - 1)} \quad (3.8)$$

dengan $\hat{e} = \mathbf{X}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon}$

Daerah Kritis :

Tolak H_0 jika $F > F_{\alpha, k, n-k-1}$ atau $P\text{-value} < \alpha = 0.05$.

Cara Mengatasi :

Apabila varians populasi diketahui maka digunakan regresi pembobot (*Weighted Least Square*) sedangkan apabila varians populasi tidak diketahui maka dilakukan transformasi variabel.

3. Residual Independen (Tidak Ada Autokorelasi)

Cara Mendeteksi :

Cara yang digunakan untuk mendeteksi adalah dengan membuat *scatter plot* antara residual dengan nilai prediksi respon, Uji Durbin Watson atau dengan membuat plot ACF. Apabila tidak ada garis yang keluar batas atas dan bawah pada plot ACF maka residual telah independen.

Hipotesis Pengujian :

H_0 : $\rho = 0$ (tidak ada autokorelasi)

H_1 : $\rho \neq 0$ (ada autokorelasi)

Statistik Uji :

$$d = \frac{\sum_{i=2}^n (e_i - e_{i-1})^2}{\sum_{i=1}^n (e_i^2)} \quad (3.9)$$

Daerah Kritis :

Tolak H_0 jika nilai $d < d_L$ atau lebih besar dari $4 - d_L$.

Gagal Tolak H_0 jika d terletak antara d_U dan $4 - d_U$

Jika d terletak antara dL dan dU maka tidak menghasilkan kesimpulan yang pasti.

Cara Mengatasi :

Regresi Beda, Regresi Rasio

4. Antar Variabel Independen atau Prediktor Saling Bebas (Tidak Ada Multikolinearitas)

Cara Mendeteksi :

Berikut adalah beberapa indikasi terjadinya multikolinearitas :

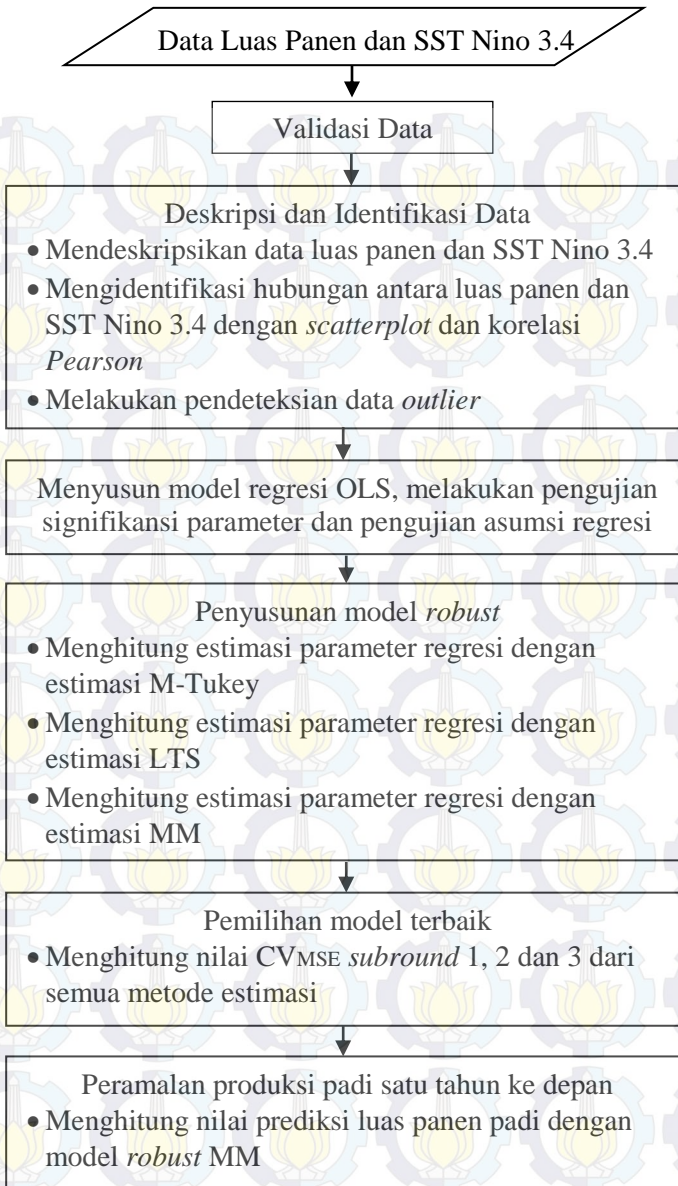
- a. Apabila nilai $VIF > 10$,
- b. Apabila nilai koefisien determinasi (R^2) tinggi namun ada banyak parameter regresi yang tidak signifikan berpengaruh terhadap variabel respon,
- c. Korelasi antar variabel prediktor tinggi.

Cara Mengatasi :

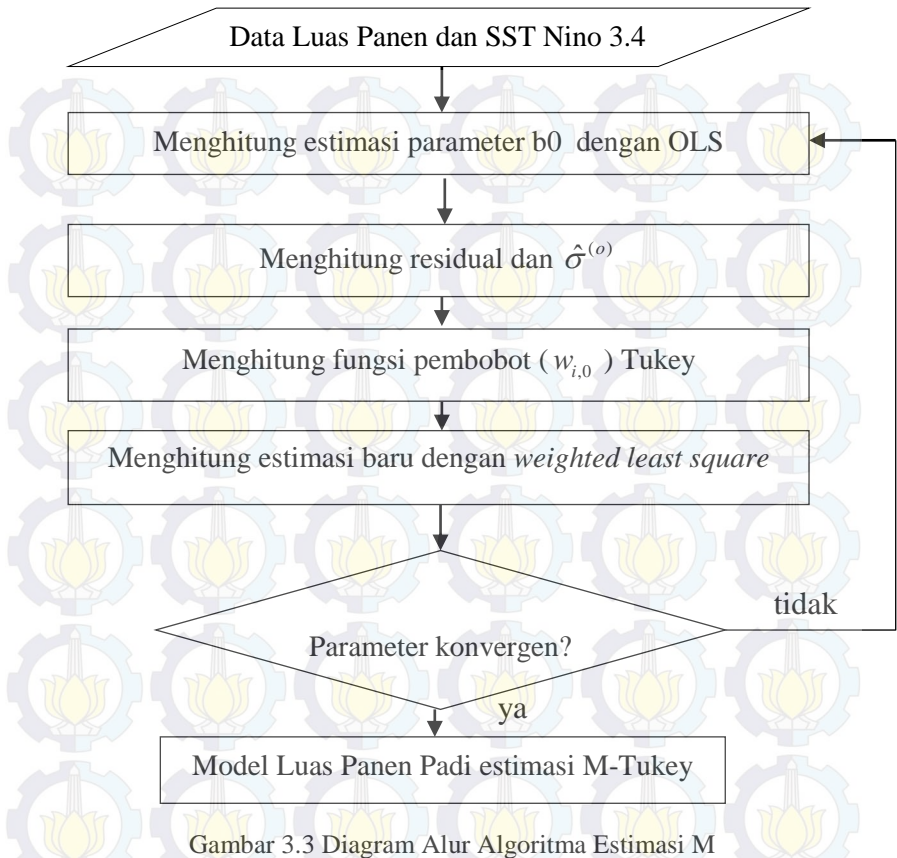
Regresi *Stepwise*, *Principal Component Regression*, *Ridge Regression*.

Asumsi-asumsi tersebut tidak memiliki urutan khusus dalam pendeteksian. Artinya, semua asumsi tetap harus dideteksi tanpa mempertimbangkan urutannya.

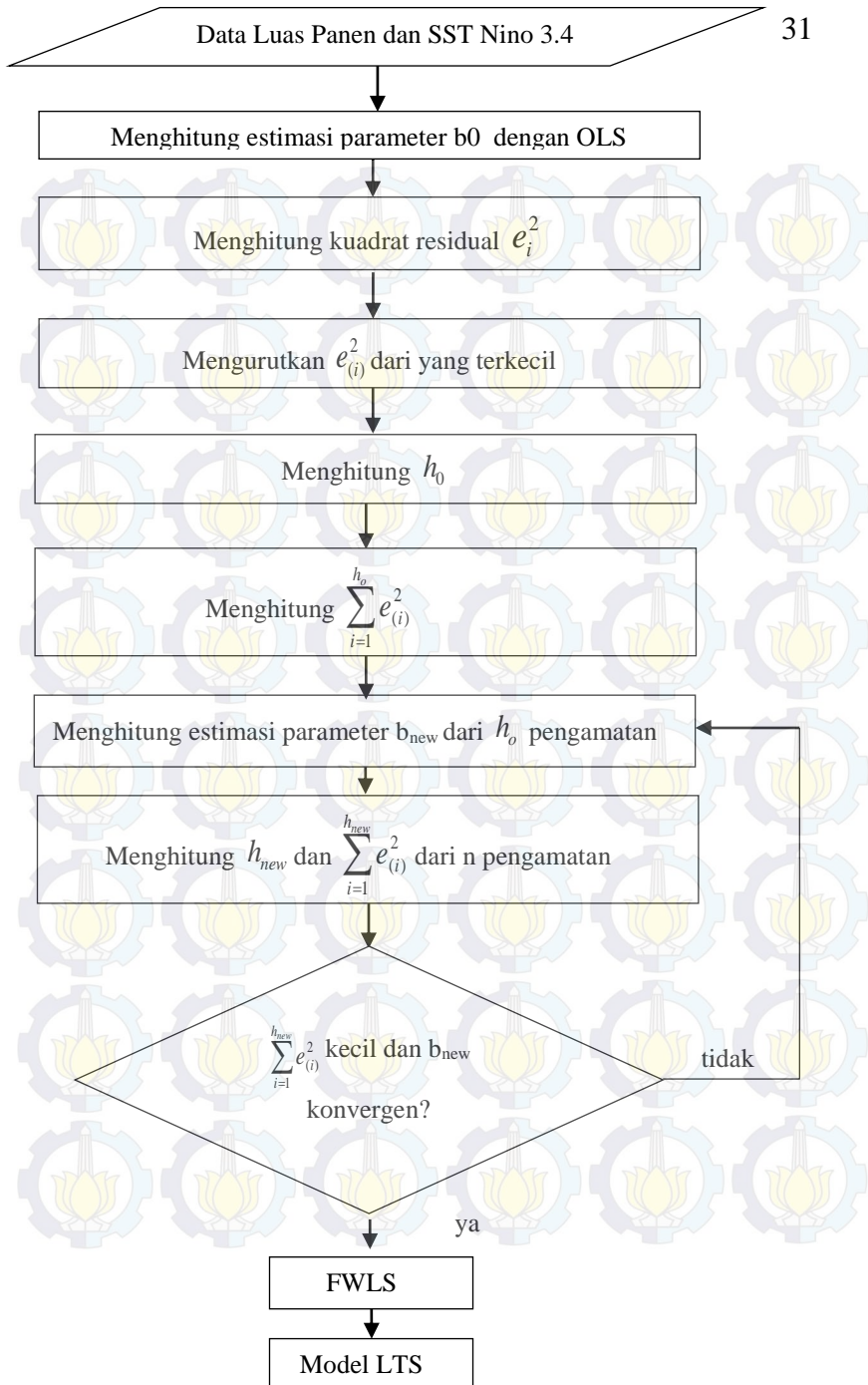
Diagram alur analisis data disajikan pada Gambar 3.2.



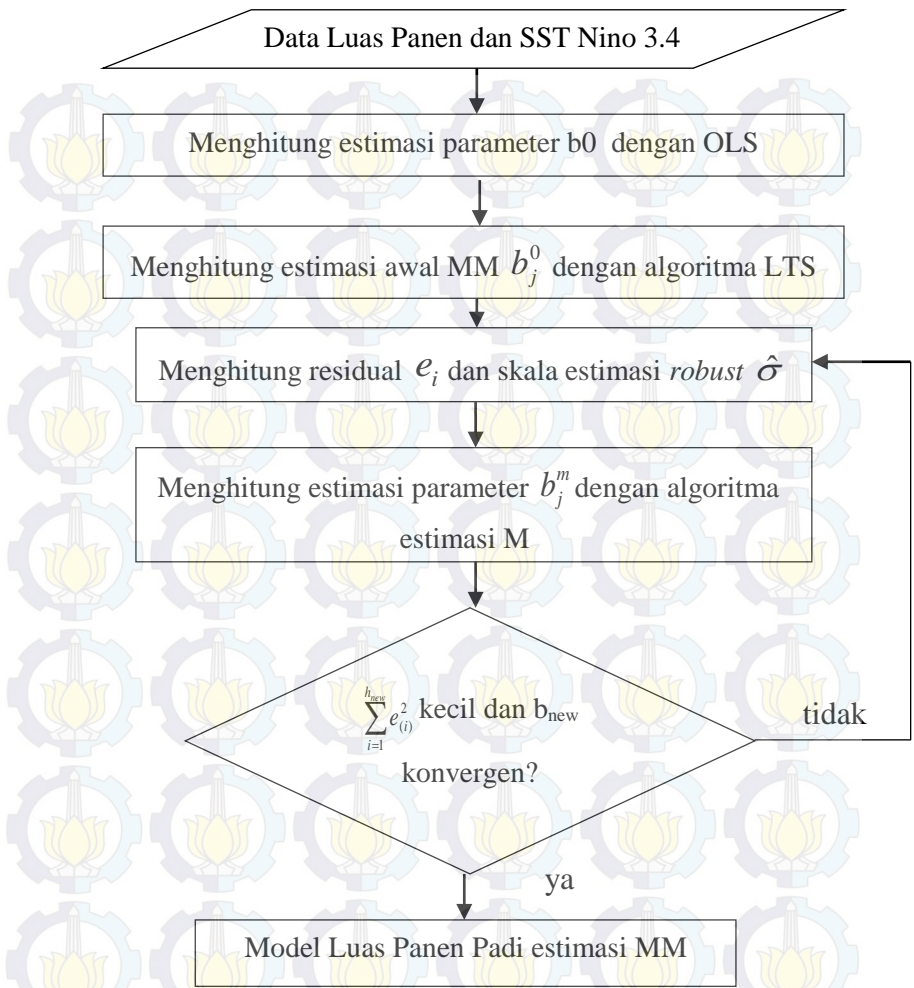
Gambar 3.2 Diagram Alur Analisis Data



Gambar 3.3 Diagram Alur Algoritma Estimasi M



Gambar 3. 4 Diagram Alur Algoritma Estimasi LTS



Gambar 3. 5 Diagram Alur Algoritma Estimasi MM

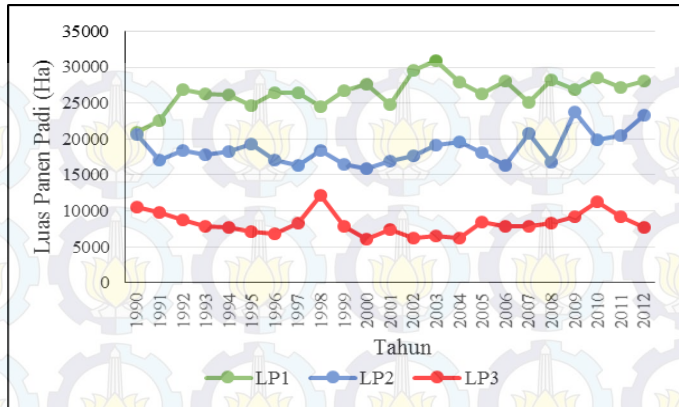
BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini membahas deskripsi luas panen padi di Kabupaten Bondowoso dan SST Nino 3.4 serta penyusunan model luas panen padi. Informasi yang diperoleh dari deskripsi akan membantu dalam analisis selanjutnya yakni penyusunan model luas panen padi.

4.1 Deskripsi Luas Panen dan SST Nino 3.4

Kabupaten Bondowoso merupakan salah satu kawasan andalan dalam pengembangan sektor pertanian sebagai sektor unggulan dan merupakan daerah penunjang pangan Jawa Timur. Pada tahun 2011 dan 2012, luas panen padi Bondowoso sebesar 2,95% dan 3% dari total luas panen padi di Jawa Timur atau setara dengan 2/5 luas panen Kabupaten Jember yang merupakan daerah dengan luas panen tertinggi di Jawa Timur selama kurun waktu tersebut. Meskipun demikian, produktifitas padi Kabupaten Bondowoso mencapai 53,56 Ku/Ha atau justru lebih tinggi daripada Kabupaten Jember yakni 52,45 Ku/Ha pada tahun 2011. Sementara itu, rata-rata produktifitas padi Jawa Timur pada tahun 2011 sebesar 54,89 Ku/Ha. Walaupun demikian, pada tahun 2012, produktifitas padi Kabupaten Bondowoso kembali berada di bawah Kabupaten Jember dan rata-rata Jawa Timur (BPS, 2011, 2012). Hal ini menunjukkan bahwa produksi padi di Kabupaten Bondowoso fluktuatif dari tahun ke tahun. Gambar 4.1 menunjukkan tren luas panen padi di Kabupaten Bondowoso selama kurun waktu 23 tahun.



Gambar 4.1 Tren Luas Panen Padi di Kabupaten Bondowoso Tahun 1990-2012

Dalam empat tahun terakhir, dari tahun 2009 hingga tahun 2012, luas panen padi pada *subround* 1 cenderung tidak mengalami perubahan secara signifikan. Sementara pada *subround* 2, luas panen padi cenderung fluktuatif namun terus mengalami peningkatan dalam tiga tahun terakhir. Luas panen padi pada *subround* 3 cenderung mengalami penurunan pada tiga tahun terakhir.

Tabel 4.1 Nilai Pemusatan dan Penyebaran Data Luas Panen Padi (Ha) Kabupaten Bondowoso Tahun 1990-2012

<i>Subround</i>	Rataan	Simpangan Baku	Nilai Minimum	Nilai Maksimum
1	26.560	2.176	20.865	30.924
2	18.633	2.124	15.922	23.812
3	8.218	1.595	6.059	12.183

Tabel 4.1 menunjukkan pemusatan dan penyebaran data luas panen padi di Kabupaten Bondowoso dimana luas panen padi cenderung lebih beragam pada *subround* 1 dan 2 daripada *sub-*

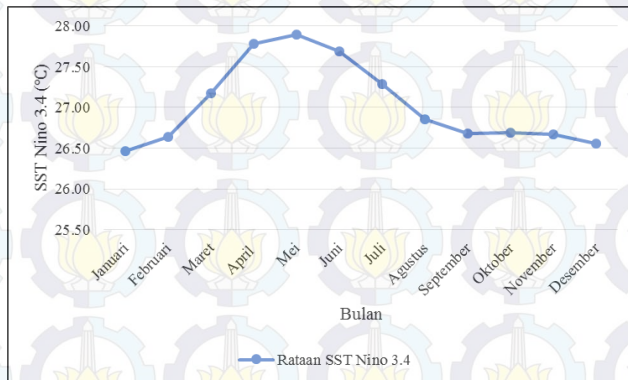
round 3 yang memiliki simpangan paling kecil. Hal ini diduga karena pada *subround 3* yang tergolong musim kemarau dan peralihan ke musim penghujan, keragaman luas panen padi salah satunya ditentukan oleh ketersediaan air yang bersumber dari sawah irigasi teknis atau fluktuasi curah hujan relatif tidak berpengaruh.

Luas panen *subround 1* (Januari-April) cenderung lebih tinggi dibandingkan *subround 2* (Mei-Agustus) dan *subround 3* (September-Desember). Perbedaan luas panen pada ketiga *subround* ini disebabkan karena perbedaan iklim yang ada di Indonesia yang dibagi menjadi dua musim utama yaitu musim penghujan (umunya terjadi pada bulan Oktober-April) dan kemarau (umumnya terjadi pada bulan Mei-September) sehingga berpengaruh pada ketersediaan air tanaman padi. Luas panen padi pada *subround 1* merupakan hasil penanaman padi pada musim penghujan atau peralihan menuju musim penghujan sehingga pada *subround 1* merupakan puncak stok beras. Luas panen padi *subround 2* merupakan hasil penanaman padi yang juga masih tergolong musim penghujan sehingga pada *subround* ini umumnya menghasilkan beras yang bagus namun tidak sebanyak pada panen *subround 1*. Sementara itu, hasil luas panen padi *subround 3* merupakan hasil penanaman padi pada musim kemarau atau peralihan menuju musim kemarau sehingga penanaman padi hanya mengandalkan sistem irigasi teknis.

Iklim merupakan salah satu faktor penting dalam keberhasilan produksi pertanian. Posisi wilayah Indonesia yang strategis, terletak di daerah tropis, di antara Samudera Pasifik dan Samudera Hindia, serta dilalui garis khatulistiwa, terdiri dari pulau dan kepulauan, terdapat banyak selat dan teluk, menyebabkan wilayah Indonesia rentan terhadap perubahan iklim/cuaca. Salah satu fenomena yang mempengaruhi iklim di Indonesia adalah El-Nino dan La-Nina.

Suhu Permukaan Laut (*Sea Surface Temperature*) merupakan salah satu parameter yang merepresentasikan iklim Indonesia.

Panasnya suhu permukaan laut meningkatkan potensi evaporasi, yang berkorelasi dengan curah hujan, dan sebaliknya dinginnya suhu permukaan laut mengurangi potensi turun hujan. Indonesia menerima dampak arus yang mengalir dari lautan Pasifik, dampak El-Nino menyebabkan dinginnya lautan Indonesia. Pendeteksian lebih awal fluktuasi suhu permukaan Pasifik dapat menjadi pendekatan yang baik untuk prediksi iklim Indonesia sebelum akhirnya mempengaruhi lautan Indonesia. Gambar 4.2 memberikan informasi rata-rata suhu permukaan laut pasifik di daerah Nino 3.4 setiap bulan selama kurun waktu 23 tahun (tahun 1990 sampai 2012).



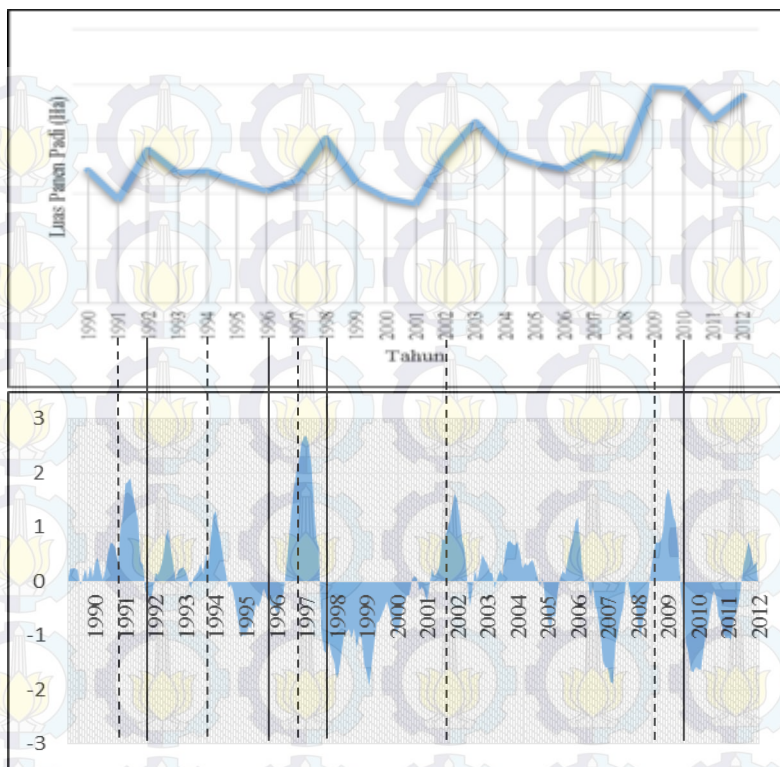
Gambar 4.2 Plot Rataan SST Nino 3.4 Per Bulan Tahun 1990-2012

Gambar 4.2 menunjukkan bahwa rata-rata suhu permukaan laut paling tinggi terjadi antara bulan April, Mei dan Juni. Hal ini menandakan bahwa sebagian besar fenomena El Nino berpotensi terjadi pada akhir musim penghujan atau awal musim kemarau (Supari, 2014).

Tabel 4.2 Nilai Pemusatan dan Penyebaran Data SST Nino 3.4 (°C)
Tahun 1990-2012

Bulan	Rataan	Simpangan Baku	Nilai Maksimum	Nilai Minimum
Januari	26,46	1,22	24,65	29,10
Februari	26,64	1,02	24,83	28,86
Maret	27,17	0,76	26,07	28,83
April	27,78	0,57	26,83	29,14
Mei	27,89	0,54	26,97	28,99
Juni	27,69	0,57	26,60	28,94
Juli	27,29	0,66	25,94	28,92
Agustus	26,85	0,79	25,49	28,84
September	26,68	0,85	25,07	28,93
Oktober	26,69	1,03	25,01	29,23
November	26,67	1,17	25,06	29,32
Desember	26,56	1,27	24,79	29,26

Tabel 4.2 memberikan informasi tentang pemusatan dan penyebaran data SST Nino 3.4 tiap bulan selama kurun waktu 23 tahun yaitu dari tahun 1990-2012. Simpangan baku terbesar terjadi sekitar bulan November, Desember dan Januari. Namun secara keseluruhan, simpangan baku di setiap bulan tidak menunjukkan perbedaan yang signifikan.



Gambar 4.3 Luas Panen Padi per Tahun Kabupaten Bondowoso dan Plot Runtun Waktu Anomali SST Nino 3.4 (Keterangan: El-Nino (---), La Nina (—))

Gambar 4.3 menunjukkan pengaruh kejadian El-Nino terhadap luas panen padi di Kabupaten Bondowoso. Pada kejadian El-Nino tahun 1991 menunjukkan terjadi penurunan luas panen yang drastis. Pada tahun 1994, luas panen padi mengalami sedikit kenaikan atau cenderung stabil. Sementara itu, pada tahun 1997 (tahun El-Nino kuat), justru malah terjadi kenaikan luas panen padi. Namun, secara nasional luas panen padi mengalami penurunan akibat kekeringan hebat melanda Indonesia. Hal yang sama juga terjadi pada tahun 1998 (tahun La-Nina) dimana luas

panen padi justru mengalami peningkatan. Pada tahun El-Nino lainnya yaitu tahun 2002 dan 2009, luas panen juga mengalami peningkatan walaupun pada tahun La-Nina yaitu tahun 2010, luas panen mengalami sedikit penurunan atau cenderung stabil. Hal ini menunjukkan bahwa kejadian El-Nino dan La-Nina tidak secara langsung mempengaruhi luas panen padi di Kabupaten Bondowoso. Penyebabnya adalah, karena ENSO merupakan salah satu gejala perubahan iklim yang bersifat global. Sementara, kondisi iklim di suatu daerah tidak hanya dipengaruhi oleh iklim global, namun juga dipengaruhi oleh iklim lokal. Salah satu faktor yang mempengaruhi iklim lokal adalah topografi suatu wilayah. Bondowoso merupakan daerah pegunungan yang dikelilingi oleh beberapa gugusan pegunungan yaitu Pegunungan Kendeng Utara dengan puncak Gunung Raung, Gunung Ijen dan Gunung Widodaren di sebelah timur; Pegunungan Hyang dengan puncak Gunung Argopuro, Gunung Kilap dan Gunung Krincing di sebelah barat; Gunung Alas Sereh, Gunung Biser dan Gunung Bendusa di sebelah utara. Daerah pegunungan atau dataran tinggi akan menerima curah hujan lebih daripada daerah dataran rendah karena suhu di atas gunung lebih rendah daripada suhu di permukaan laut. Namun, di beberapa wilayah sentra produksi padi yang dipengaruhi oleh fenomena ENSO, penggunaan indikator ENSO bisa dijadikan salah satu pendekatan dalam memprediksi luas panen padi karena data ENSO tersedia secara lengkap dalam kurun waktu yang panjang daripada data curah hujan.

4.2 Model Hubungan Luas Panen dan SST Nino 3.4 dan Pemilihan Model Terbaik

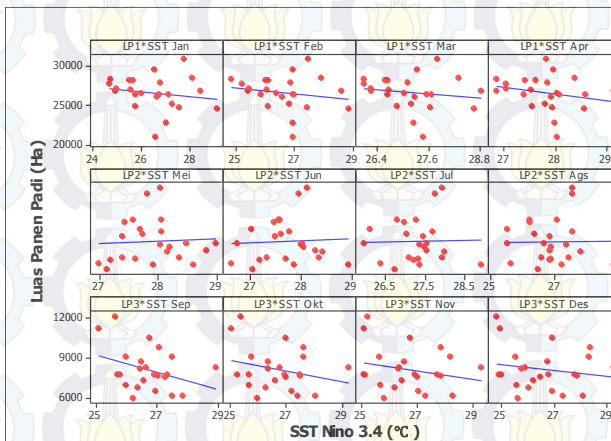
Berdasarkan deskripsi luas panen dan SST Nino 3.4 di bagian sebelumnya, ada dugaan bahwa luas panen dan SST Nino 3.4 memiliki hubungan tidak langsung. Langkah selanjutnya adalah mengidentifikasi pola hubungan antara luas panen dan SST Nino 3.4. Metode yang biasa digunakan untuk mengetahui hubungan antar variabel adalah analisis regresi dan korelasi.

Analisis korelasi yang sering digunakan adalah korelasi pearson. Tabel 4.3 memberikan informasi korelasi pearson antara luas panen dan SST Nino 3.4.

Tabel 4.3 Korelasi Luas Panen dan SST Nino 3.4

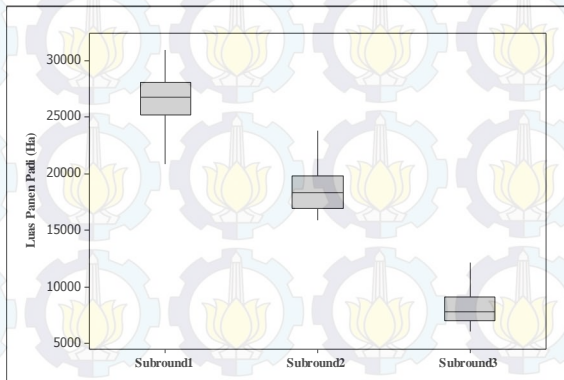
Korelasi LP1			
SST Jan	SST Feb	SST Mar	SST Apr
-0.164	-0.163	-0.150	-0.211
(0.454)	(0.459)	(0.495)	(0.335)
Korelasi LP2			
SST Mei	SST Jun	SST Jul	SST Ags
0.050	0.059	0.033	0.013
(0.820)	(0.791)	(0.881)	(0.955)
Korelasi LP3			
SST Sep	SST Okt	SST Nov	SST Des
-0.342	-0.267	-0.230	-0.176
(0.110)	(0.218)	(0.292)	(0.421)

Keterangan : () menyatakan p-value



Gambar 4.4 Scatterplot Luas Panen Padi dan SST Nino 3.4

Berdasarkan Tabel 4.3, *p-value* pengujian korelasi lebih besar dari $\alpha=0,05$ sehingga diputuskan untuk tidak menolak hipotesis nol (tidak ada korelasi antar variabel). Selain itu, besarnya korelasi sangat rendah untuk semua hubungan luas panen dan SST Nino 3.4. Berdasarkan Gambar 4.4 tampak bahwa adanya ketidakjelasan hubungan antara luas panen padi dan SST Nino 3.4 di semua *subround* yang ditunjukkan dengan terbentuknya pola acak pada *sactterplot*. Hal ini menunjukkan bahwa fenomena ENSO tidak memiliki hubungan secara langsung dengan luas panen padi di Kabupaten Bondowoso. Selain itu, diindikasikan karena adanya data *outlier*. Oleh karena itu, selanjutnya dilakukan pendeteksian *outlier*. Salah satu cara yang dapat dilakukan adalah dengan pendekatan grafik melalui box-plot.



Gambar 4.5 *Box-Plot* Luas Panen Padi di Kabupaten Bondowoso

Berdasarkan Gambar 4.5 tidak tampak adanya pengamatan yang *outlier*. Pendeteksian lebih lanjut secara analitis dilakukan dengan menghitung nilai DFFITS. Berdasarkan Tabel 4.4 terdapat pengamatan yang *outlier* pada luas panen padi *subround* 1 dan 3. Sementara pada luas panen padi *subround* 2 tidak ada pengamatan yang *outlier*. Hasil pengujian menunjukkan bahwa

pada *subround* 3 justru menunjukkan adanya data *outlier* yang lebih banyak padahal pada *subround* ini kebanyakan produksi pertanian bergantung pada irigasi. Berdasarkan hasil perhitungan, nilai *cut-off* dari DFFITS adalah 0,93. Sementara hasil pengujian pada Tabel 4.4 menunjukkan bahwa pengamatan yang *outlier* memiliki nilai DFFITS yang tidak jauh berbeda dari nilai *cut-off*. Artinya, data yang terdeteksi sebagai *outlier* sebenarnya masih berada di sekitar nilai *cut off*. DFFITS adalah pendekatan deteksi *single outlier* sederhana yang kurang sensitif apabila adanya nilai residual bersama dengan *leverage* sehingga menyebabkan adanya *swamping* (pendeteksian pengamatan bukan *outlier* sebagai *outlier*) dan *masking* (ketidakmampuan prosedur dalam mendeteksi *outlier*) (Imon & Ali, 2005). Pada penelitian ini (Lampiran 5) terdeteksi banyaknya nilai *leverage* pada data.

Tabel 4.4 Pengamatan *Outlier*

<i>Subround</i>	Titik Pengamatan	DFFITS
1	1	-1,2371
	14	1,3148
3	1	1,0454
	8	1,5496
	9	1,3200

Setelah melakukan deskripsi dan pendeteksian adanya *outlier*, selanjutnya dilakukan pemodelan luas panen padi dengan analisis regresi.

Metode estimasi parameter regresi yang digunakan antara lain OLS. Tabel 4.5 menunjukkan bahwa semua parameter tidak signifikan secara serentak maupun parsial mempengaruhi luas panen padi pada ketiga *subround* pada taraf signifikansi $\alpha=0,05$ karena *p-value* pada statistik uji t dan F lebih dari α . Koefisien determinasi atau R^2 pada *subround* 1 dan 2 sangat kecil yaitu 8,9%

Tabel 4.1 Model Regresi Luas Panen Padi

Subround	Parameter	OLS		M-Tukey		LTS		MM	
		Estimasi	R ²	Estimasi	R ²	Estimasi	R ²	Estimasi	R ²
1	β_0	44189.00	8.90%	25267.38	12.75%	31194.22	42.17%	29172.35	11.30%
	β_1	-1117.00		-2580.88		-1248.44		-2387.37	
	β_2	-166.00		1027.90		1250.62		789.92	
	β_3	3471.00		3437.05		-1590.98		3898.96	
	β_4	-2807.00		-1836.68		1374.70		-2384.49	
2	β_0	10644.00	1.00%	15657.00	1.95%	20192.75	45.81%	18623.20	3.58%
	β_1	-106.00		-107.94		-1034.84		-123.33	
	β_2	746.00		1152.70		5177.73		1469.85	
	β_3	175.00		-365.99		-2229.83		-687.14	
	β_4	-540.00		-601.62		-2097.34		-702.31	
3	β_0	39013.00	24.70%	35900.13	20.32%	51949.98	19.43%	34411.21	18.95%
	β_1	-3033.00		-2866.28		-2729.21		-2780.77	
	β_2	984.00		956.30		-1496.25		963.99	
	β_3	283.00		-45.25		2216.48		-190.80	
	β_4	616.00		918.55		363.00		1025.93	

Ket: P-value pengujian semua parameter regresi >0,05 pada taraf signifikansi $\alpha=0,05$.

dan 1%. Artinya, pada *subround* 1 dan 2 variabel SST Nino 3.4 menjelaskan masing-masing sebanyak 8,9% dan 1% dari keragaman luas panen padi, sisanya dijelaskan oleh variabel lain. Berdasarkan metode OLS, dengan menggunakan variabel SST Nino 3.4, keragaman luas panen padi pada *subround* 3 dapat dijelaskan sebesar 24,70%. Langkah selanjutnya adalah melakukan pengujian asumsi regresi.

Pengujian asumsi pertama yaitu uji kenormalan residual dengan menggunakan uji Anderson-Darling. Berdasarkan hasil pengujian, model luas panen padi pada *subround* 1 dan 3 telah memenuhi asumsi residual berdistribusi normal karena $p\text{-value} > \alpha$ (0.05) dengan nilai sebesar 0.365 dan 0.408. Sementara untuk *subround* 2, hasil perhitungan menunjukkan bahwa $p\text{-value}$ sebesar 0,05 sehingga tidak dapat ditarik kesimpulan.

Pengujian asumsi kedua adalah uji asumsi residual identik (tidak terjadi heteroskedastisitas) dengan Uji Glesjer. Hasil pengujian menunjukkan tidak ada variabel prediktor yang signifikan berpengaruh terhadap variabel respon sehingga disimpulkan bahwa ketiga model luas panen padi mempunyai residual yang homogen.

Pengujian dilanjutkan dengan uji asumsi residual independen (tidak ada autokorelasi) dengan Uji Durbin-Watson. Hasil pengujian menunjukkan bahwa nilai statistik uji untuk masing-masing *subround* adalah 1,04; 1,46; 1,09. Sementara batas bawah (dL) dan batas atas (dU) statistik Durbin-Watson untuk jumlah sampel (n) sebanyak 23 dan jumlah variabel independen sebanyak 4 ($K=4$) adalah 0,996; 1,785. Dalam mendeteksi autokorelasi positif, nilai statistik uji terletak di antara batas atas dan bawah sehingga hal ini menghasilkan kesimpulan yang tidak pasti. Sementara itu, pendeteksian autokorelasi negatif menunjukkan bahwa nilai 4-d ketiga *subround* (2,96; 2,54; 2,91) lebih besar dari batas atas ($dU=1,785$) sehingga disimpulkan bahwa tidak terdapat autokorelasi negatif.

Selanjutnya, dilakukan pengujian asumsi tidak ada multikolinearitas. Hal ini ditunjukkan dengan nilai *Variance*

Inflated Factor (VIF) variabel prediktor di setiap model. Gujarati dan Porter (2013) menyatakan kasus multikolinearitas salah satunya ditandai dengan nilai $VIF > 10$. Hasil analisis menunjukkan bahwa ada multikolinearitas pada model luas panen padi ketiga *subround* karena sebagian besar nilai $VIF > 10$ (lihat Lampiran 2). Untuk mengatasi multikolinearitas, dilakukan analisis regresi komponen utama. Hasil regresi komponen utama pada Lampiran 3 menunjukkan nilai R^2 lebih kecil dari OLS yaitu 3,1%; 0,2% dan 6,6%.

Metode analisis yang digunakan untuk mengatasi adanya *outlier* adalah regresi *robust*. Beberapa metode estimasi adalah M, LTS dan MM. Pada bagian selanjutnya, dibahas hasil estimasi dengan menggunakan ketiga metode estimasi tersebut. Hasil estimasi parameter pada ketiga metode ditampilkan pada Tabel 4.5.

Metode estimasi M-Tukey menghasilkan nilai koefisien determinasi atau R^2 sebesar 12,75%; 1,95% dan 20,32% pada *subround* 1, 2 dan 3. Hal ini menunjukkan bahwa pada *subround* 1 dan 2 keragaman luas panen padi yang dapat dijelaskan dengan variabel SST Nino 3.4 lebih besar daripada OLS.

Sementara itu, metode estimasi LTS menghasilkan nilai koefisien determinasi atau R^2 sebesar 42,17%; 45,81% dan 19,43% pada *subround* 1, 2 dan 3. Hal ini menunjukkan bahwa pada ketiga *subround*, metode ini mampu menjelaskan keragaman luas panen padi lebih besar daripada kedua metode sebelumnya.

Metode estimasi MM yang merupakan penggabungan dari kedua metode estimasi dengan nilai *breakdown* tinggi (dalam hal ini LTS) dan nilai efisiensi tinggi (dalam hal ini M) secara berturut-turut memiliki nilai R^2 sebesar 11,30%; 3,58% dan 18,95% pada *subround* 1,2 dan 3. Hasil ini menunjukkan bahwa meskipun metode ini menggabungkan keunggulan kedua metode, menunjukkan hasil yang tidak lebih baik apabila metode estimasi penyusunnya berdiri sendiri. Namun, tetap lebih baik daripada OLS. Alma (2011) membuktikan bahwa metode ini juga memiliki kelemahan meskipun merupakan gabungan dua metode lain

yaitu tidak dapat mendeteksi keadaan dengan nilai *leverage* tinggi. Dengan demikian, penelitian ini mendukung penelitian Alma (2011) dimana pada kasus ini terdeteksi adanya *leverage* pada pengamatan di tiga *subround* (lihat Lampiran 5).

Berdasarkan hasil estimasi bagian sebelumnya, tampak bahwa metode *robust* masih menunjukkan performa yang lebih baik dibandingkan OLS dalam hal mengatasi *outlier* karena nilai koefisien determinasi yang mampu dijelaskan metode estimasi *robust* selalu lebih besar pada *subround* 1 dan 2 kecuali pada *subround* 3. Pada *subround* 3 menunjukkan hasil yang konsisten bahwa metode *robust* tidak sebaik metode OLS. Hal ini lebih masuk akal mengingat pada *subround* 3 adalah musim kemarau dan peralihan dimana sebagian besar lahan pertanian termasuk produksi padi hanya mengandalkan irigasi.

Nilai koefisien determinasi yang tergolong rendah dari semua metode menunjukkan bahwa masih banyak variabel lain yang mempengaruhi luas panen padi. Variabel SST Nino 3.4 merupakan salah satu indikator yang bersifat global dan secara tidak langsung mempengaruhi luas panen padi di Kabupaten Bondowoso namun secara langsung mempengaruhi curah hujan bagi wilayah yang sensitif terhadap fenomena ENSO.

Perhitungan nilai koefisien determinasi pada bagian sebelumnya hanya menunjukkan seberapa besar keragaman variabel luas panen padi yang dapat dijelaskan oleh variabel SST Nino 3.4. Cara lain untuk memilih model terbaik adalah dengan menghitung nilai rata-rata kuadrat residual atau *Mean Square Error*. Perhitungan *Mean Square Error* memuat dua unsur penting yang berguna bagi penentuan model terbaik yaitu unsur presisi (menunjukkan seberapa dekat antara titik satu pengamatan dengan pengamatan lain atau menyatakan keragaman estimator) dan akurasi (menunjukkan seberapa dekat antara nilai prediksi dengan kenyataan atau menyatakan keakuratan estimator). Model terbaik adalah model yang memiliki nilai *Mean Square Error* terkecil. Teknik pemilihan model terbaik yang digunakan adalah *Leave One Out Cross Validation*.

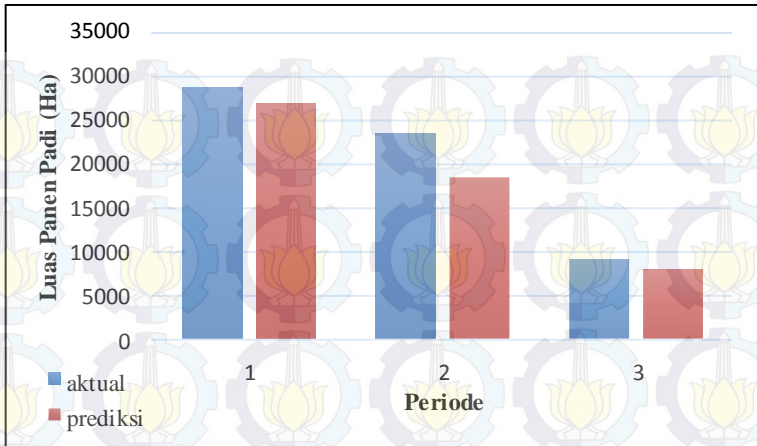
Tabel 4.1 Nilai Mean Square Error Model Regresi Luas Panen Padi

<i>Subround</i>	OLS	M-Tukey	LTS	MM
1	6.323.005,28	6.077.713,22	6.982.995,57	6.154.328,65
2	8.901.999,08	6.545.814,87	7.401.633,01	6.372.915,43
3	3.073.678,38	3.094.272,44	3.883.844,86	3.253.370,51

Ket: Angka yang dicetak tebal menunjukkan nilai CV –MSE terkecil

Berdasarkan Tabel 4.6 diketahui bahwa pada *subround* 1, model terbaik adalah model yang disusun dengan metode estimasi M-Tukey, pada *subround* 2 dengan estimasi MM, sementara pada *subround* 3 dengan OLS. Meskipun pada bagian sebelumnya, metode LTS mampu menjelaskan keragaman data terbesar namun rata-rata jumlah kuadrat residual yang dihasilkan tidak lebih kecil dari metode lain. Pada *subround* 3 disimpulkan bahwa model terbaik adalah dengan metode OLS. Meskipun demikian, nilai *Mean Square Error* yang dihasilkan dari masing-masing metode relatif tidak berbeda secara signifikan terutama pada *subround* 1 dan *subround* 3. Selain itu, nilai MSE dari metode estimasi M-Tukey dan MM pada ketiga *subround* cenderung tidak berbeda signifikan. Untuk mengatasi hal ini dapat dilakukan suatu uji keakuratan prediksi untuk data *outsample* (yang dimaksud data *outsample* pada kasus ini adalah data prediksi luas panen padi tahun 2013). Hasil pada Tabel 4.6 menunjukkan bahwa dalam kasus ini tidak ada metode yang paling stabil memiliki performa terbaik pada ketiga *subround* sehingga mendukung penelitian Bakti (2009) yang menyatakan hal yang sama.

Model terbaik digunakan untuk memprediksi luas panen padi pada tahun 2013. Gambar 4.6 menunjukkan bahwa nilai prediksi mendekati nilai aktual terutama pada *subround* 1 dan 3. Hasil prediksi pada *subround* 2 tidak sebaik pada *subround* lainnya menunjukkan kelemahan metode MM dalam kasus ini.



Gambar 4.1 Perbandingan Prediksi dan Luas Panen Padi Aktual Tahun 2013

BAB V

KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

Berdasarkan analisis dan pembahasan yang telah dilakukan, diperoleh kesimpulan sebagai berikut.

1. Fenomena El-Nino tidak secara langsung mempengaruhi luas panen padi di Kabupaten Bondowoso.
2. Model hubungan antara luas panen padi dan SST Nino 3.4 berdasarkan model terbaik adalah sebagai berikut.

Subround 1 (M-Tukey)

$$LP_I = 25.267,38 - 2.580,88 \text{ SST}_{\text{Jan}} + 1.027,9 \text{ SST}_{\text{Feb}} \\ + 3.437,05 \text{ SST}_{\text{Mar}} - 1.836,68 \text{ SST}_{\text{Apr}}$$

Subround 2 (MM)

$$LP_{II} = 18.623,2 - 123,33 \text{ SST}_{\text{Mei}} + 1.469,85 \text{ SST}_{\text{Jun}} \\ - 687,14 \text{ SST}_{\text{Jul}} - 702,31 \text{ SST}_{\text{Ags}}$$

Subround 3 (OLS)

$$LP_{III} = 39.013 - 3.033 \text{ SST}_{\text{Sep}} + 984 \text{ SST}_{\text{Okt}} \\ + 283 \text{ SST}_{\text{Nov}} + 616 \text{ SST}_{\text{Des}}$$

Tidak ada metode yang stabil memiliki performa terbaik dalam memprediksi luas panen padi dan SST Nino 3.4 di tiga *subround*. Setiap *subround* memiliki model terbaik yang berbeda yaitu model yang disusun dengan metode M-Tukey, MM dan OLS pada *subround* 1, 2 dan 3.

5.2 Saran

Saran yang dapat direkomendasikan untuk penelitian selanjutnya adalah sebagai berikut.

1. Dalam melakukan prediksi luas panen padi di Kabupaten Bondowoso, lebih baik menggunakan indikator iklim yang lebih sensitif terhadap luas panen padi daripada ENSO. Perlu

kajian lebih lanjut terkait pengaruh iklim lokal terhadap luas panen padi.

2. Dalam melakukan pendeteksian *outlier*, perlu digunakan metode pendeteksian *outlier* yang lebih sensitif daripada DFFITS yang juga memperhatikan nilai *leverage* yang tinggi.
3. Dalam menentukan keakuratan prediksi dari beberapa metode estimasi perlu dilakukan uji keakuratan prediksi.

LAMPIRAN

Lampiran 1A Data Luas Panen Padi dan SST Nino 3.4

Subround 1 (Januari, Februari, Maret dan April)

Tahun	LP1	SST Jan	SST Feb	SST Mar	SST Apr
1990	20865	26.55	26.95	27.46	28.02
1991	22632	27.01	26.93	27.25	27.98
1992	26857	28.41	28.63	28.83	29.14
1993	26301	26.69	26.97	27.66	28.59
1994	26076	26.6	26.59	27.27	27.9
1995	24645	27.55	27.45	27.63	27.93
1996	26367	25.74	25.85	26.62	27.36
1997	26454	25.96	26.36	27.03	28.03
1998	24512	29.1	28.86	28.67	28.56
1999	26757	24.9	25.41	26.25	26.84
2000	27678	24.55	25.19	26.08	27.01
2001	24808	25.74	26.11	26.84	27.52
2002	29555	26.5	26.95	27.32	27.94
2003	30924	27.76	27.49	27.81	27.81
2004	27920	26.74	26.86	27.1	27.84
2005	26342	27.1	26.96	27.55	28.07
2006	28085	25.64	26.08	26.57	27.59
2007	25160	27.26	26.81	27.18	27.78
2008	28292	24.71	24.83	26.07	26.83
2009	26943	25.54	26.04	26.67	27.5
2010	28480	28.07	27.94	28.29	28.36
2011	27140	24.93	25.46	26.23	27.02
2012	28077	25.49	26.03	26.63	27.38

Lampiran 1B Data Luas Panen Padi dan SST Nino 3.4
Subround 2 (Mei, Juni, Juli dan Agustus)

Tahun	LP2	SST Mei	SST Jun	SST Jul	SST Ags
1990	20688	28.06	27.58	27.25	27.05
1991	17048	28.35	28.36	27.92	27.44
1992	18406	28.99	28.02	27.53	26.64
1993	17777	28.82	28.28	27.55	26.84
1994	18325	28.04	27.99	27.35	27.35
1995	19347	27.73	27.59	27.01	26.33
1996	17063	27.37	27.32	27.09	26.56
1997	16396	28.6	28.94	28.92	28.84
1998	18383	28.47	26.72	25.94	25.49
1999	16524	26.97	26.6	26.35	25.59
2000	15922	27.12	27.03	26.72	26.45
2001	16917	27.6	27.68	27.32	26.87
2002	17649	28.15	28.43	27.98	27.79
2003	19128	27.37	27.48	27.43	26.85
2004	19590	28.06	27.76	27.69	27.54
2005	18100	28.2	28.05	27.47	26.88
2006	16327	27.91	27.85	27.35	27.22
2007	20752	27.57	27.55	26.79	26.2
2008	16802	27.18	27.17	27.19	26.85
2009	23812	28.03	28.11	27.94	27.53
2010	19836	27.68	27	26.09	25.5
2011	20494	27.42	27.46	26.96	26.19
2012	23271	27.8	27.95	27.75	27.55

Lampiran 1C Data Luas Panen Padi dan SST Nino 3.4
Subround 3 (September, Oktober, November dan Desember)

Tahun	LP3	SST Sep	SST Okt	SST Nov	SST Des
1990	10584	26.75	26.98	26.72	26.91
1991	9840	27.07	27.63	27.86	28.37
1992	8794	26.48	26.34	26.51	26.73
1993	7864	26.92	26.93	26.91	26.76
1994	7733	27	27.49	27.87	27.87
1995	7044	25.96	25.67	25.66	25.57
1996	6836	26.35	26.24	26.19	26.02
1997	8365	28.93	29.23	29.32	29.26
1998	12183	25.61	25.34	25.18	24.79
1999	7823	25.71	25.64	25.12	24.9
2000	6059	26.21	25.96	25.78	25.59
2001	7388	26.55	26.59	26.45	26.17
2002	6214	27.83	28.05	28.27	28.09
2003	6578	26.96	27.19	27.05	26.89
2004	6253	27.47	27.38	27.31	27.31
2005	8373	26.63	26.75	26.34	25.89
2006	7804	27.34	27.47	27.73	27.76
2007	7840	25.77	25.22	25.06	24.97
2008	8224	26.44	26.33	26.3	25.74
2009	9125	27.47	27.63	28.19	28.3
2010	11322	25.07	25.01	25.07	24.95
2011	9125	25.98	25.72	25.6	25.53
2012	7641	27.24	26.98	27.01	26.46

Lampiran 2A Output Regresi Ordinary Least Square (OLS) Subround 1

Regression Analysis: LP1 versus SST1; SST2; SST3; SST4

The regression equation is

$$LP1 = 44189 - 1117 \text{ SST1} - 166 \text{ SST2} + 3471 \text{ SST3} - 2807 \text{ SST4}$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	44189	34733	1.27	0.219	
SST1	-1117	2115	-0.53	0.604	27.667
SST2	-166	3541	-0.05	0.963	54.291
SST3	3471	4298	0.81	0.430	45.020
SST4	-2807	2616	-1.07	0.297	9.385

S = 2296.71 R-Sq = 8.9% R-Sq(adj) = 0.0%

Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	4	9240029	2310007	0.44	0.780
Residual Error	18	94947844	5274880		
Total	22	104187874			

Source	DF	Seq SS
SST1	1	2813947
SST2	1	7399
SST3	1	344524
SST4	1	6074158

Unusual Observations

Obs	SST1	LP1	Fit	SE Fit	Residual	St Resid
1	26.6	20865	26736	778	-5871	-2.72R

R denotes an observation with a large standardized residual.

Durbin-Watson statistic = 1.04163

Lampiran 2B Output Regresi Ordinary Least Square (OLS) Subround 2

Regression Analysis: LP2 versus SST5; SST6; SST7; SST8

The regression equation is

$$LP2 = 10644 - 106 \text{ SST5} + 746 \text{ SST6} + 175 \text{ SST7} - 540 \text{ SST8}$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	10644	28625	0.37	0.714	

Subround 2 (Lanjutan)

SST5	-106	1428	-0.07	0.942	2.377
SST6	746	3035	0.25	0.809	11.977
SST7	175	3524	0.05	0.961	21.535
SST8	-540	2222	-0.24	0.811	12.417

S = 2336.46 R-Sq = 1.0% R-Sq(adj) = 0.0%

Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	4	951847	237962	0.04	0.996
Residual Error	18	98263146	5459064		
Total	22	99214994			

Source	DF	Seq SS
SST5	1	250767
SST6	1	113234
SST7	1	265903
SST8	1	321944

Unusual Observations

Obs	SST5	LP2	Fit	SE Fit	Residual	St Resid
20	28.0	23812	18677	758	5135	2.32R
23	27.8	23271	18538	737	4733	2.13R

R denotes an observation with a large standardized residual.

Durbin-Watson statistic = 1.46049

Lampiran 2C Output Regresi Ordinary Least Square (OLS) Subround 3

Regression Analysis: LP3 versus SST9; SST10; SST11; SST12

The regression equation is

$$LP3 = 39013 - 3033 \text{ SST9} + 984 \text{ SST10} + 283 \text{ SST11} + 616 \text{ SST12}$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P	VIF
Constant	39013	13590	2.87	0.010	
SST9	-3033	1978	-1.53	0.143	26.316
SST10	984	2374	0.41	0.684	55.765
SST11	283	2674	0.11	0.917	91.262
SST12	616	1601	0.38	0.705	38.878

S = 1529.95 R-Sq = 24.7% R-Sq(adj) = 8.0%

Subround 3 (Lanjutan)

Analysis of Variance						
Source	DF	SS	MS	F	P	
Regression	4	13843097	3460774	1.48	0.250	
Residual Error	18	42133525	2340751			
Total	22	55976622				

Source	DF	Seq SS
SST9	1	6552780
SST10	1	5684078
SST11	1	1259657
SST12	1	346582

Unusual Observations

Obs	SST9	LP3	Fit	SE Fit	Residual	St Resid
9	25.6	12183	8642	608	3541	2.52R

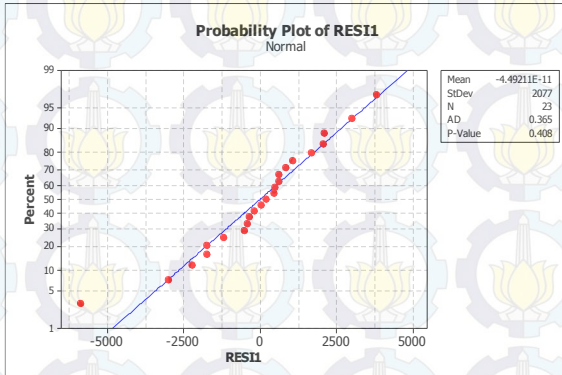
R denotes an observation with a large standardized residual.

Durbin-Watson statistic = 1.09097

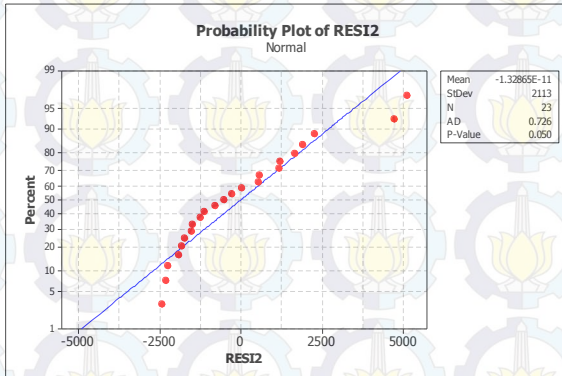
Lampiran 3 Output Pengujian Asumsi Regresi OLS

Asumsi Normalitas

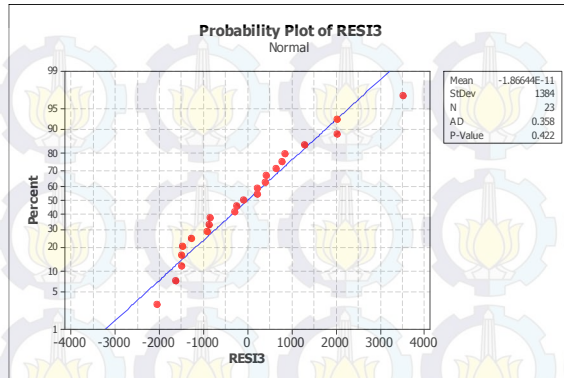
Subround 1



Subround 2



Subround 3



Asumsi Identik (Uji Glesjer)

Subround 1

Regression Analysis: ABS(RESI1) versus SST Jan; SST Feb; ...

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	12541	20911	0.60	0.556
SST Jan	-1371	1274	-1.08	0.296
SST Feb	3433	2132	1.61	0.125
SST Mar	-783	2588	-0.30	0.766
SST Apr	-1617	1575	-1.03	0.318

Subround 2

Regression Analysis: ABS(RESI2) versus SST Mei; SST Jun; ...

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	2149	14587	0.15	0.884
SST Mei	-743.9	727.8	-1.02	0.320
SST Jun	-335	1547	-0.22	0.831
SST Jul	626	1796	0.35	0.731
SST Ags	465	1133	0.41	0.686

Subround 3

Regression Analysis: ABS(RESI3) versus SST Sep; SST Okt; ...

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	3101	7905	0.39	0.699
SST Sep	-561	1151	-0.49	0.632
SST Okt	875	1381	0.63	0.534
SST Nov	7	1555	0.00	0.996
SST Des	-399.1	931.1	-0.43	0.673

Asumsi Independen (Durbin Watson)

Subround	d	dL	dU	4-dU	4-dL	4-d
1	1.042	0.996	1.785	2.215	3.004	2.958
2	1.460	0.996	1.785	2.215	3.004	2.540
3	1.091	0.996	1.785	2.215	3.004	2.909

Output Regresi Komponen Utama

Subround 1

Regression Analysis: LP1 versus W1

The regression equation is

$$LP1 = 26560 - 195 W1$$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	26559.6	457.2	58.09	0.000
W1	-195.4	239.3	-0.82	0.423

S = 2192.86 R-Sq = 3.1% R-Sq(adj) = 0.0%

Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	1	3206415	3206415	0.67	0.423
Residual Error	21	100981459	4808641		
Total	22	104187874			

*Subround 2***Regression Analysis: LP2 versus W5**

The regression equation is
 $LP2 = 18633 + 50 W5$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	18632.9	452.8	41.15	0.000
W5	50.2	259.9	0.19	0.849

S = 2171.67 R-Sq = 0.2% R-Sq(adj) = 0.0%

Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	1	175952	175952	0.04	0.849
Residual Error	21	99039042	4716145		
Total	22	99214994			

*Subround 3***Regression Analysis: LP3 versus W9**

The regression equation is
 $LP3 = 8218 - 208 W9$

Predictor	Coef	SE Coef	T	P
Constant	8217.9	329.0	24.98	0.000
W9	-208.2	170.6	-1.22	0.236

S = 1577.66 R-Sq = 6.6% R-Sq(adj) = 2.2%

Analysis of Variance

Source	DF	SS	MS	F	P
Regression	1	3707583	3707583	1.49	0.236
Residual Error	21	52269039	2489002		
Total	22	55976622			

Lampiran 4A Syntax Regresi Robust M dengan SAS

```
data lp1;
input tahun lp1 sst1 sst2 sst3 sst4 ;
datalines;
1990      20865      26.55      26.95      27.46      28.02
1991      22632      27.01      26.93      27.25      27.98
1992      26857      28.41      28.63      28.83      29.14
.
.
.
2011      27140      24.93      25.46      26.23      27.02
2012      28077      25.49      26.03      26.63      27.38
.
;
proc robustreg method=m data=lp1;
model lp1 = sst1 sst2 sst3 sst4 / diagnostic leverage;
id tahun;
run;
```

*Syntax untuk *subround* 2 dan 3 tetap sama kecuali pada data yang digunakan.

Lampiran 4B Syntax Regresi Robust LTS dengan SAS

```
proc robustreg method=lts fwls data=lp1;
model lp1 = sst1 sst2 sst3 sst4;
id tahun;
run;
```

*Syntax untuk *subround* 2 dan 3 tetap sama kecuali pada data yang digunakan. Bagian awal input data sama seperti di lampiran 4A.

Lampiran 4C Syntax Regresi Robust MM dengan SAS

```
proc robustreg method=mm data=lp1;
model lp1 = sst1 sst2 sst3 sst4;
id tahun;
run;
```

*Syntax untuk *subround* 2 dan 3 tetap sama kecuali pada data yang digunakan. Bagian awal input data sama seperti di lampiran 4A.

Lampiran 5A Output Regresi Robust M Subround 1

Model Information							
Data Set	WORK.LP1						
Dependent Variable	lp1						
Number of Independent Variables	4						
Number of Observations	23						
Method	M Estimation						
Parameter Estimates							
Parameter	DF	Estimate	Standard Error	95% Confidence Limits	Chi-Square	Pr>ChiSq	
Intercept	1	25267.38	29498.44	-32548.5 83083.25	0.73	0.3917	
sst1	1	-2580.88	1796.553	-6102.06 940.3001	2.06	0.1508	
sst2	1	1027.901	3007.482	-4866.66 6922.458	0.12	0.7325	
sst3	1	3437.048	3650.455	-3717.71 10591.81	0.89	0.3464	
sst4	1	-1836.68	2221.365	-6190.47 2517.120	0.68	0.4083	
Scale	1	1407.794					
Goodness-of-Fit							
Statistic			Value				
R-Square			0.1275				
AICR			39.1197				
BICR			46.3987				
Deviance			60885900				

Identifikasi *Outlier* dan *Leverage* Subround 1

Diagnostics					
Robust					
Obs	Mahalanobis Distance	MCD Distance	Leverage	Residual	Robust Outlier
1	1.2515	2.0050		-4.5169	*
3	2.8399	4.9141	*	-0.0609	
4	2.7452	4.0415	*	-0.2581	
9	2.6797	3.8562	*	-0.9957	
14	2.2521	2.5173		3.2238	*
18	2.7880	3.7158	*	0.2083	
19	2.9183	4.3356	*	0.6745	
Diagnostics Summary					
Observation	Type	Proportion	Cutoff		
	Outlier	0.0870	3.0000		
	Leverage	0.2174	3.3382		

Lampiran 5B Output Regresi Robust M *Subround 2*

Model Information							
Data Set					WORK.LP2		
Dependent Variable					lp2		
Number of Independent Variables					4		
Number of Observations					23		
Method					M Estimation		
Parameter Estimates							
Parameter	DF	Estimate	Standard Error	95% Confidence Limits	Chi-Square	Pr>ChiSq	
Intercept	1	15657.00	27904.26	-39034.3 70348.35	0.31	0.5747	
sst5	1	-107.944	1392.286	-2836.77 2620.886	0.01	0.9382	
sst6	1	1152.699	2958.836	-4646.51 6951.911	0.15	0.6968	
sst7	1	-365.992	3434.807	-7098.09 6366.107	0.01	0.9151	
sst8	1	-601.621	2166.405	-4847.70 3644.455	0.08	0.7812	
Scale	1	2228.366					
Goodness-of-Fit							
Statistic			Value				
R-Square			0.0195				
AICR			23.1578				
BICR			32.8074				
Deviance			85060894				

Identifikasi *Outlier* dan *Leverage Subround 2*

Diagnostics					
		Robust			
		MCD			
Obs	Mahalanobis Distance	Distance	Leverage	Residual	Robust Outlier
3	3.0759	7.2458	*	-0.1424	
4	2.1861	4.7277	*	-0.5102	
8	2.5945	3.7659	*	-0.7170	
9	3.5985	9.5468	*	-0.0771	
21	2.2123	4.3285	*	0.4192	
Diagnostics Summary					
Observation Type		Proportion	Cutoff		
Outlier		0.0000	3.0000		
Leverage		0.2174	3.3382		

Lampiran 5C Output Regresi Robust M Subround 3

Model Information							
Data Set				WORK.LP3			
Dependent Variable				lp3			
Number of Independent Variables				4			
Number of Observations				23			
Method				M Estimation			
Parameter Estimates							
		Standard	95% Confidence		Chi-		
Parameter	DF	Estimate	Error	Limits	Square	Pr>ChiSq	
Intercept	1	35900.13	13990.78	8478.704 63321.56	6.58	0.0103	
sst9	1	-2866.28	2036.725	-6858.19 1125.628	1.98	0.1593	
sst10	1	956.2981	2444.153	-3834.15 5746.750	0.15	0.6956	
sst11	1	-45.2482	2752.532	-5440.11 5349.615	0.00	0.9869	
sst12	1	918.5481	1647.890	-2311.26 4148.352	0.31	0.5772	
Scale	1	1385.925					
Goodness-of-Fit							
Statistic			Value				
R-Square			0.2032				
AICR			26.2966				
BICR			34.7086				
Deviance			36554856				

Identifikasi Outlier dan Leverage Subround 3

Diagnostics					
Robust					
Obs	Mahalanobis Distance	MCD Distance	Leverage	Residual	Robust Outlier
2	2.8716	5.3264	*	0.2229	
5	2.5741	4.5249	*	-1.0138	
8	2.8436	4.8900	*	1.3592	
21	2.5386	5.1578	*	1.1394	
23	2.3658	4.0583	*	0.6745	
Diagnostics Summary					
Observation Type	Proportion		Cutoff		
Outlier	0.0000		3.0000		
Leverage	0.2174		3.3382		

Lampiran 6A Output Regresi Robust LTS *Subround 1*

Model Information		
Data Set		WORK.LP1
Dependent Variable		lp1
Number of Independent Variables		4
Number of Observations		23
Method		LTS Estimation
LTS Profile		
Total Number of Observations		23
Number of Squares Minimized		18
Number of Coefficients		5
Highest Possible Breakdown Value		0.2609
LTS Parameter Estimates		
Parameter	DF	Estimate
Intercept	1	31194.22
sst1	1	-1248.44
sst2	1	1250.623
sst3	1	-1590.98
sst4	1	1374.704
Scale (sLTS)	0	1341.303
Scale (wscale)	0	1695.245
R-Square for LTS Estimation		
R-Square		0.4217

Lampiran 6B Output Regresi Robust LTS *Subround 2*

Model Information		
Data Set		WORK.LP2
Dependent Variable		lp2
Number of Independent Variables		4
Number of Observations		23
Method		LTS Estimation
LTS Profile		
Total Number of Observations		23
Number of Squares Minimized		18
Number of Coefficients		5
Highest Possible Breakdown Value		0.2609
LTS Parameter Estimates		
Parameter	DF	Estimate
Intercept	1	20192.75
sst5	1	-1034.84
sst6	1	5177.729
sst7	1	-2229.83
sst8	1	-2097.34
Scale (sLTS)	0	1344.116
Scale (Wscale)	0	1177.889
R-Square for LTS Estimation		
R-Square		0.4581

Lampiran 6C Output Regresi Robust LTS *Subround 3*

Model Information		
Data Set		WORK.LP3
Dependent Variable		lp3
Number of Independent Variables		4
Number of Observations		23
Method		LTS Estimation
LTS Profile		
Total Number of Observations		23
Number of Squares Minimized		18
Number of Coefficients		5
Highest Possible Breakdown Value		0.2609
LTS Parameter Estimates		
Parameter	DF	Estimate
Intercept	1	51949.98
sst9	1	-2729.21
sst10	1	-1496.25
sst11	1	2216.484
sst12	1	362.9954
Scale (sLTS)	0	1202.970
Scale (wscale)	0	1659.451
R-Square for LTS Estimation		
R-Square		0.1943

Lampiran 7A Output Regresi Robust MM *Subround 1*

Model Information						
Data Set	WORK.LP1					
Dependent Variable	lp1					
Number of Independent Variables	4					
Number of Observations	23					
Method	MM Estimation					
MM Profile						
Chi Function	Tukey					
K1	3.4400					
Efficiency	0.8500					
Parameter Estimates						
Parameter	DF	Estimate	Standard Error	95% Confidence Limits	Chi-Square	Pr>ChiSq
Intercept	1	29172.35	30335.75	-30284.5 88629.34	0.92	0.3362
sst1	1	-2387.37	1902.965	-6117.11 1342.375	1.57	0.2096
sst2	1	789.9213	3114.358	-5314.11 6893.951	0.06	0.7998
sst3	1	3898.963	3906.508	-3757.65 11555.58	1.00	0.3182
sst4	1	-2384.49	2385.601	-7060.18 2291.204	1.00	0.3175
Scale	0	2281.170				
Goodness-of-Fit						
Statistic	Value					
R-Square	0.1130					
AICR	17.2450					
BICR	28.9911					
Deviance	69280813					

Lampiran 7B Output Regresi Robust MM Subround 2

Model Information							
Data Set		WORK.LP2					
Dependent Variable		lp2					
Number of Independent Variables		4					
Number of Observations		23					
Method		MM Estimation					
MM Profile							
Chi Function		Tukey					
K1		3.4400					
Efficiency		0.8500					
Parameter Estimates							
Parameter	DF	Estimate	Standard Error	95% Confidence Limits	Chi-Square	Pr>ChiSq	
Intercept	1	18623.20	26645.74	-33601.5 70847.89	0.49	0.4846	
sst5	1	-123.333	1316.821	-2704.25 2457.589	0.01	0.9254	
sst6	1	1469.854	2822.091	-4061.34 7001.051	0.27	0.6025	
sst7	1	-687.144	3271.725	-7099.61 5725.319	0.04	0.8336	
sst8	1	-702.310	2074.565	-4768.38 3363.764	0.11	0.7350	
Scale	0	2449.615					
Goodness-of-Fit							
Statistic		Value					
R-Square		0.0358					
AICR		16.8433					
BICR		28.5947					
Deviance		77511084					

Lampiran 7C Output Regresi Robust MM *Subround 3*

Model Information							
Data Set		WORK.LP3					
Dependent Variable		lp3					
Number of Independent Variables		4					
Number of Observations		23					
Method		MM Estimation					
MM Profile							
Chi Function		Tukey					
K1		3.4400					
Efficiency		0.8500					
Parameter Estimates							
Parameter	DF	Estimate	Standard Error	95% Confidence Limits		Chi-Square	Pr>ChiSq
Intercept	1	34411.21	14865.62	5275.136	63547.28	5.36	0.0206
sst9	1	-2780.77	2058.567	-6815.48	1253.951	1.82	0.1768
sst10	1	963.9917	2457.166	-3851.96	5779.948	0.15	0.6948
sst11	1	-190.796	2839.144	-5755.42	5373.823	0.00	0.9464
sst12	1	1025.926	1672.385	-2251.89	4303.741	0.38	0.5396
Scale	0	1665.990					
Goodness-of-Fit							
Statistic			Value				
R-Square			0.1895				
AICR			17.3500				
BICR			28.2921				
Deviance			35012290				

Lampiran 8A Cross Validation Regresi OLS
Subround 1

i	b0	b1	b2	b3	b4	LP I	LP I [i]	Residual	Residual ²
1	31748.00	-2589.24	854.89	4899.60	-3322.26	20865.00	27496.18	-6631.18	43972531.18
2	45626.00	97.58	-576.45	1306.80	-1500.77	22632.00	26356.51	-3724.51	13871945.32
3	55034.00	-743.33	-245.45	2877.74	-2898.55	26857.00	25390.10	1466.90	2151790.11
4	52513.00	-1152.22	230.69	3309.62	-3296.66	26301.00	25274.73	1026.27	1053233.33
5	40368.00	-761.06	-830.24	3720.23	-2616.10	26076.00	26509.19	-433.19	187651.95
6	50044.00	-982.96	227.42	2993.92	-3052.31	24645.00	26677.00	-2032.00	4129016.04
7	44618.00	-1049.75	-280.12	3491.15	-2795.54	26367.00	26804.57	-437.57	191467.05
8	46240.00	-1110.19	-132.88	3572.84	-3019.06	26454.00	25866.29	587.71	345399.81
9	49253.00	-1269.90	862.34	3221.81	-3581.10	24512.00	27278.93	-2766.93	7655915.11
10	50487.00	-1484.71	105.46	4060.00	-3516.78	26757.00	28382.31	-1625.31	2641645.97
11	42999.00	-1059.38	-214.59	3471.87	-2773.64	27678.00	27110.26	567.74	322328.75
12	43754.00	-1369.42	-217.36	4028.25	-3042.37	24808.00	27221.95	-2413.95	5827138.57
13	43233.00	-263.78	-1694.35	4036.77	-2678.05	29555.00	26040.04	3514.96	12354973.40
14	31787.00	-1580.46	597.98	1392.61	-626.56	30924.00	25655.69	5268.31	27755077.99
15	36266.00	-1355.49	-1154.32	5561.07	-3394.96	27920.00	25204.58	2715.32	7372977.37
16	44341.00	-1129.84	-138.01	3456.93	-2812.84	26342.00	26283.45	58.55	3428.51
17	38928.00	-1042.00	-1210.21	5373.11	-3551.84	28085.00	25417.11	2667.89	7117659.58
18	46324.00	-679.88	-448.95	3012.14	-2578.20	25160.00	26001.74	-841.74	708518.33
19	44089.00	-1349.43	681.23	2689.85	-2631.59	28292.00	27178.47	1113.53	1239941.75
20	43953.00	-1081.10	-227.02	3507.87	-2810.06	26943.00	26708.19	234.81	55136.28
21	49698.00	-1068.87	361.20	2110.98	-2229.31	28480.00	26283.10	2196.90	4826364.11

Subround 1 (Lanjutan)

i	b0	b1	b2	b3	b4	LP I	LP I [i]	Residual	Residual ²
22	44927.00	-1154.04	-111.90	3469.29	-2847.57	27140.00	27365.79	-225.79	50980.12
23	41395.00	-840.03	-640.06	3622.59	-2665.34	28077.00	26814.46	1262.54	1594000.82
CV MSE									6323005.28

Subround 2

i	b0	b1	b2	b3	b4	LP II	LP II [i]	Residual	Residual ²
1	9875.55	-436.48	1332.02	520.81	-1127.78	20688.00	18050.43	2637.57	6956779.23
2	4970.34	31.87	1197.00	623.15	-1397.49	17048.00	18871.80	-1823.80	3326243.71
3	5494.88	165.13	411.48	793.59	-911.52	18406.00	19376.13	-970.13	941145.78
4	3252.56	48.92	1038.93	352.09	-904.59	17777.00	19464.25	-1687.25	2846805.17
5	10152.00	76.80	812.48	726.12	-1348.87	18325.00	18014.48	310.52	96425.12
6	10395.00	-48.07	613.48	151.51	-430.93	19347.00	18733.76	613.24	376058.67
7	13805.00	-196.67	533.68	523.08	-695.22	17063.00	18707.51	-1644.51	2704415.81
8	-5847.68	141.23	278.14	664.00	-190.87	16396.00	19938.96	-3542.96	12552591.82
9	10537.00	-144.50	788.45	199.72	-564.58	18383.00	18277.18	105.82	11198.73
10	21941.00	-206.35	-49.50	1251.10	-1124.85	16524.00	19240.43	-2716.43	7379010.87
11	23152.00	-349.93	623.92	-445.12	8.83	15922.00	18866.25	-2944.25	8668632.79
12	12262.00	-280.39	923.98	180.44	-604.77	16917.00	18778.29	-1861.29	3464386.69
13	8447.03	-231.69	1185.65	-246.19	-350.42	17649.00	19006.59	-1357.59	1843042.39
14	9871.74	-71.84	925.90	-154.82	-397.83	19128.00	18420.92	707.08	499960.13
15	11338.00	-345.67	1403.27	12.78	-832.03	19590.00	18032.95	1557.05	2424416.50

Subround 2 (Lanjutan)

i	b0	b1	b2	b3	b4	LP II	LP II [i]	Residual	Residual ²
16	9022.90	-135.08	937.13	191.09	-661.06	18100.00	18979.97	-879.97	774351.67
17	12445.00	-221.17	1278.32	-1019.14	181.73	16327.00	18946.84	-2619.84	6863568.92
18	6682.11	365.35	-481.00	931.67	-389.17	20752.00	18266.37	2485.63	6178381.15
19	16325.00	-122.15	4.04	669.63	-468.69	16802.00	18737.59	-1935.59	3746514.75
20	20296.00	-172.11	1437.66	-1265.12	-89.50	23812.00	18072.77	5739.23	32938731.32
21	49698.00	-1068.87	361.20	2110.98	-2229.31	19836.00	28092.11	-8256.11	68163300.21
22	7990.21	227.45	298.20	-178.19	30.26	20494.00	18403.92	2090.08	4368436.86
23	10340.00	56.15	928.85	494.03	-1218.01	23271.00	18015.38	5255.62	27621580.61
CV MSE								8901999.08	

Subround 3

i	b0	b1	b2	b3	b4	LP III	LP III [i]	Residual	Residual ²
1	40072.00	-2699.61	-617.14	2474.56	-356.89	10584.00	7723.44	2860.56	8182778.77
2	40614.00	-3229.22	1271.33	-97.92	843.48	9840.00	9527.26	312.74	97804.40
3	39031.00	-3119.85	1100.28	354.03	512.83	8794.00	8492.24	301.76	91058.79
4	38970.00	-3030.13	984.21	282.20	614.38	7864.00	7938.34	-74.34	5526.56
5	47342.00	-4638.49	1680.86	984.11	511.86	7733.00	10002.39	-2269.39	5150141.09
6	40183.00	-2703.56	457.68	264.11	790.46	7044.00	8736.44	-1692.44	2864342.02
7	39717.00	-2988.98	878.90	348.97	586.10	6836.00	8409.64	-1573.64	2476347.74
8	55944.00	-4022.04	652.82	1137.17	440.35	8365.00	4894.52	3470.38	12043557.14
9	31151.00	-2710.22	1300.76	-901.10	1450.73	12183.00	7977.49	4205.51	17686303.28

Subround 3 (Lanjutan)

[illegible]

Lampiran 8B Cross Validation Regresi Robust M
Subround 1

i	b0	b1	b2	b3	b4	LP I	LP I [i]	Residual	Residual ²
1	22911.91	-2413.98	1305.42	1673.40	-455.79	20865.00	27182.19	-6317.19	39906943.70
2	23969.47	-1795.56	1203.40	402.32	259.42	22632.00	26100.80	-3468.80	12032593.70
3	28224.84	-2440.21	820.68	3942.64	-2371.98	26857.00	26941.36	-84.36	7116.82
4	25124.90	-2458.14	741.57	3863.42	-2089.69	26301.00	26635.38	-334.38	111813.09
5	28149.47	-1887.89	19.63	4160.84	-2342.60	26076.00	26561.18	-485.18	235399.96
6	30742.62	-2363.77	1537.52	2417.20	-1728.02	24645.00	26349.32	-1704.32	2904698.28
7	28970.73	-2375.89	736.84	3895.30	-2332.82	26367.00	26729.62	-362.62	131492.86
8	27963.54	-2428.92	828.42	3809.16	-2250.12	26454.00	26636.69	-182.69	33374.49
9	36053.25	-2534.70	2301.27	2987.02	-3039.23	24512.00	27545.53	-3033.53	9202298.68
10	28147.20	-3015.60	1374.74	3498.99	-1918.71	26757.00	28341.19	-1584.19	2509647.09
11	28316.36	-2388.74	791.12	3884.04	-2339.23	27678.00	27475.35	202.65	41065.81
12	21988.95	-2815.08	1193.02	2970.85	-1197.36	24808.00	27464.78	-2656.78	7058480.18
13	23166.21	-1840.79	462.32	1632.90	-166.83	29555.00	26794.21	2760.79	7621971.78
14	22911.91	-2413.98	1305.42	1673.40	-455.79	30924.00	25647.61	5276.39	27840287.21
15	13769.14	-2779.45	-27.61	4836.73	-1599.30	27920.00	25255.96	2664.04	7097095.97
16	29238.24	-2427.79	859.93	3854.16	-2371.87	26342.00	26232.66	109.34	11954.37
17	17039.92	-2539.22	-203.63	5267.08	-2196.06	28085.00	25980.88	2104.12	4427324.72
18	28107.95	-2584.30	888.81	4150.63	-2500.24	25160.00	24846.52	313.48	98268.60
19	26005.94	-2768.25	3875.29	-1976.29	870.82	28292.00	25667.99	2624.01	6885433.18
20	29382.23	-2450.85	895.32	3836.33	-2370.78	26943.00	27220.16	-277.16	76820.26
21	29146.93	-2044.97	2097.41	-1148.19	964.45	28480.00	25215.79	3264.21	10655080.45

Subround 1 (Lanjutan)

i	b0	b1	b2	b3	b4	LP I	LP I [i]	Residual	Residual ²
22	31455.79	-2494.36	943.74	3937.12	-2548.35	27140.00	27713.28	-573.28	328652.13
23	25623.11	-2283.16	532.63	3893.99	-2106.08	28077.00	27322.29	754.71	569590.66
CV MSE									6077713.22

Subround 2

i	b0	b1	b2	b3	b4	LP II	LP II [i]	Residual	Residual ²
1	19080.73	-497.90	2405.16	-503.48	-1490.05	20688.00	17418.20	3269.80	10691572.88
2	13535.03	-85.39	1788.95	-388.18	-1186.24	17048.00	18460.64	-1412.64	1995562.19
3	11336.26	90.62	872.76	145.37	-876.18	18406.00	19078.63	-672.63	452427.05
4	7516.71	37.49	1384.91	-101.07	-954.46	17777.00	19360.33	-1583.33	2506932.01
5	20391.61	-117.72	1757.64	-544.59	-1223.94	18325.00	17915.25	409.75	167895.76
6	16052.98	-29.76	1055.09	-485.38	-478.28	19347.00	18634.59	712.41	507530.64
7	18292.73	-194.96	899.59	9.92	-726.83	17063.00	18497.46	-1434.46	2057672.36
8	3087.38	99.80	746.01	-4.18	-292.88	16396.00	18963.47	-2567.47	6591919.91
9	19276.07	203.49	1040.31	-867.46	-437.50	18383.00	19212.49	-829.49	688051.98
10	28421.07	-235.19	495.16	538.68	-1183.32	16524.00	19162.53	-2638.53	6961835.73
11	27613.69	-337.73	1003.66	-930.33	-75.98	15922.00	18715.41	-2793.41	7803161.27
12	17291.09	-269.89	1301.97	-358.09	-653.20	16917.00	18545.96	-1628.96	2653514.56
13	13071.58	-204.81	1432.79	-631.29	-420.81	17649.00	18682.62	-1033.62	1068368.77
14	19372.79	-166.13	2905.84	-2092.34	-753.93	19128.00	17042.39	2085.61	4349774.49
15	21026.64	-577.35	2943.22	-1118.22	-1410.63	19590.00	16717.56	2872.44	8250928.56

Subround 2 (Lanjutan)

i	b0	b1	b2	b3	b4	LP II	LP II [i]	Residual	Residual ²
16	13485.43	-134.52	1260.34	-273.12	-695.97	18100.00	18831.57	-731.57	535196.79
17	18205.69	-213.12	1668.99	-1525.46	61.47	16327.00	18690.91	-2363.91	5588065.50
18	14537.26	359.66	285.41	-11.36	-521.52	20752.00	18347.99	2404.01	5779273.00
19	20682.62	-124.10	492.45	57.55	-518.23	16802.00	18339.97	-1537.97	2365359.64
20	21852.91	-172.96	1948.74	-1106.71	-845.51	23812.00	17585.28	6226.72	38772086.29
21	11384.87	-18.17	682.31	241.99	-670.65	19836.00	18516.40	1319.60	1741345.99
22	18455.40	190.91	1640.57	-1486.37	-400.57	20494.00	18176.87	2317.13	5369084.92
23	20544.81	-134.58	1892.96	-874.50	-1015.42	23271.00	17469.61	5801.39	33656181.63
CV MSE								6545814.87	

Subround 3

i	b0	b1	b2	b3	b4	LP III	LP III [i]	Residual	Residual ²
1	38435.17	-2658.05	-516.70	2021.42	14.05	10584.00	7782.36	2801.64	7849182.14
2	39234.19	-3396.76	1649.96	-937.50	1522.50	9840.00	9946.98	-106.98	11443.83
3	35713.79	-2956.19	1089.96	25.17	810.11	8794.00	8464.59	329.31	108444.12
4	35941.64	-2868.66	956.02	-41.62	916.03	7864.00	7855.84	8.16	66.53
5	44361.84	-4551.62	1866.79	159.38	1171.32	7733.00	9872.56	-2139.56	4577724.53
6	37215.24	-2583.60	438.64	-16.11	1077.73	7044.00	8548.87	-1504.87	2264631.36
7	36061.37	-2802.19	845.89	-20.60	935.99	6836.00	8234.97	-1398.97	1957107.99
8	51394.52	-3695.46	289.94	1138.38	642.99	8365.00	5150.80	3214.20	10331074.09
9	30503.29	-2619.05	1202.76	-825.02	1405.21	12183.00	7968.66	4214.34	17760659.36

Subround 3 (Lanjutan)

[illegible]

Lampiran 8C Cross Validation Regresi Robust LTS
Subround 1

i	b0	b1	b2	b3	b4	LP I	LP I [i]	Residual	Residual ²
1	31194.22	-1248.44	1250.62	-1590.98	1374.70	20865.00	26583.32	-5718.32	32699219.42
2	29009.12	-955.72	767.78	-1454.15	1501.67	22632.00	26262.68	-3630.68	13181805.28
3	43678.18	-1515.60	2497.07	-3021.68	1385.41	26857.00	25367.06	1489.94	2219933.78
4	20757.78	-1972.63	2067.02	-1821.40	1889.70	26301.00	27502.44	-1201.44	1443467.47
5	29647.87	-1824.51	2202.85	-1827.05	1301.14	26076.00	26167.67	-91.67	8404.22
6	35407.73	-1850.59	2668.81	-2076.82	920.22	24645.00	26002.14	-1357.14	1841835.07
7	31460.13	-1945.71	2420.10	-1912.39	1227.82	26367.00	26622.58	-255.58	65320.84
8	26433.51	-2006.41	2494.97	-2382.68	1856.04	26454.00	27735.53	-1281.53	1642312.61
9	28970.55	-2502.64	2316.40	1447.86	-1323.41	24512.00	26708.53	-2196.53	4824737.45
10	29952.13	-2907.17	1827.26	2358.64	-1396.90	26757.00	28415.67	-1658.67	2751192.01
11	31293.20	-1998.36	2498.87	-1929.38	1224.59	27678.00	27740.65	-62.65	3924.94
12	30056.70	-2306.61	2390.87	-1046.72	807.60	24808.00	27241.11	-2433.11	5920023.60
13	31194.22	-1248.44	1250.62	-1590.98	1374.70	29555.00	26758.51	2796.49	7820378.64
14	31194.22	-1248.44	1250.62	-1590.98	1374.70	30924.00	24902.52	6021.48	36258265.83
15	3716.94	-2245.63	-2778.98	8829.30	-3024.21	27920.00	24105.39	3814.51	14551253.27
16	33154.00	-2174.89	2899.54	-2217.43	1221.57	26342.00	25585.35	756.65	572513.31
17	3716.94	-2245.63	-2778.98	8829.30	-3024.21	28085.00	24819.71	3265.29	10662112.71
18	32776.81	-1693.29	2321.04	-2266.91	1382.22	25160.00	25628.21	-468.21	219223.53
19	30980.99	-2678.27	5263.60	-5006.96	2235.61	28292.00	24945.86	3346.14	11196639.98
20	31766.73	-2101.50	2687.57	-2069.79	1263.22	26943.00	27616.07	-673.07	453027.37
21	31194.22	-1248.44	1250.62	-1590.98	1374.70	28480.00	25070.70	3409.30	11623346.54

Subround 1 (Lanjutan)

i	b0	b1	b2	b3	b4	LP I	LP I [i]	Residual	Residual ²
22	32824.47	-2084.41	2619.72	-1916.35	1123.66	27140.00	27653.50	-513.50	263684.49
23	29871.49	-1842.65	2247.09	-1856.55	1296.62	28077.00	27455.49	621.51	386275.80
CV MSE									6982995.57

Subround 2

i	b0	b1	b2	b3	b4	LP II	LP II [i]	Residual	Residual ²
1	20192.75	-1034.84	5177.729	-2229.83	-2097.34	20688	16460.991	4227.0091	17867605.8
2	17206.99	-1041.61	5273.119	-2108.67	-2198.59	17048	18019.625	-971.6253	944055.801
3	24415.07	-1218.8	4522.256	-1264.25	-2364.05	18406	18012.577	393.42338	154781.956
4	14798.7	-959.196	4683.257	-806.361	-2903.57	17777	19450.115	-1673.115	2799313.44
5	19766.02	-1007.43	4879.63	-1516.97	-2528.61	18325	17451.914	873.0865	762280.036
6	22088.23	-1055.63	4259.758	-1016.25	-2427.92	19347	18966.287	380.71278	144942.221
7	23273.02	-1121.18	4251.614	-867.156	-2545.33	17063	17645.197	-582.197	338953.393
8	28690.49	-1269.35	4782.512	-1240.29	-2766.68	16396	15132.739	1263.2607	1595827.65
9	19179.67	-2360.98	5987.666	-261.512	-3519.24	18383	15463.956	2919.044	8520817.64
10	31140.05	-1157.18	3655.511	-114.758	-2948	16524	18704.305	-2180.305	4753728.58
11	29149.22	-1182.45	4144.088	-1351.56	-2094.85	15922	17573.409	-1651.409	2727151.49
12	23035.83	-1190.18	4429.038	-984.97	-2527.26	16917	17965.777	-1048.777	1099933.7
13	22383.08	-1093.27	4339.184	-976.578	-2521.67	17649	17568.669	80.33112	6453.08884
14	20192.75	-1034.84	5177.729	-2229.83	-2097.34	19128	16675.356	2452.6438	6015461.51
15	20192.75	-1034.84	5177.729	-2229.83	-2097.34	19590	15384.16	4205.8397	17689087.2

Subround 2 (Lanjutan)

i	b0	b1	b2	b3	b4	LP II	LP II [i]	Residual	Residual ²
16	21023.09	-1126.14	4509.408	-982.698	-2605.02	18100	18737.185	-637.1847	406004.393
17	23027.26	-1116.3	4510.384	-1584.71	-2077.24	16327	17601.23	-1274.23	1623662.35
18	19521.68	-738.792	3419.991	-492.741	-2328.56	20752	19165.133	1586.8668	2518146.18
19	20349.78	-1132.13	4744.761	-1200.73	-2597.83	16802	16094.059	707.94123	501180.785
20	20192.75	-1034.84	5177.729	-2229.83	-2097.34	23812	16690.927	7121.0734	50709686.5
21	20858.54	-1068.96	4185.975	-787.26	-2524.93	19836	19365.724	470.2762	221159.704
22	20151.06	-780.953	3877.762	-1291.61	-1968.81	20494	18835.734	1658.2662	2749846.92
23	20192.75	-1034.84	5177.729	-2229.83	-2097.34	23271	16482.224	6788.776	46087478.9
CV MSE									7401633.01

Subround 3

i	b0	b1	b2	b3	b4	LP III	LP III [i]	Residual	Residual ²
1	56850.92	-3951.22	-2048.09	4162.73	-1.57	10584.00	7084.24	3499.76	12248329.30
2	54385.84	-2763.70	-2493.28	3047.23	456.22	9840.00	8521.95	1318.05	1737246.27
3	56099.14	-4752.37	-407.73	3998.33	-647.92	8794.00	8193.49	600.51	360608.03
4	56488.41	-4599.88	-640.22	3839.67	-422.67	7864.00	7433.28	430.72	185521.07
5	62569.80	-4672.38	-1206.11	2965.56	860.02	7733.00	9878.57	-2145.57	4603453.24
6	51949.98	-2729.21	-1496.25	2216.48	363.00	7044.00	8847.72	-1803.72	3253415.64
7	57025.08	-4589.30	-689.08	3913.03	-474.77	6836.00	8144.39	-1308.39	1711871.86
8	56850.92	-3951.22	-2048.09	4162.73	-1.57	8365.00	4681.79	3683.21	13566063.94
9	56850.92	-3951.22	-2048.09	4162.73	-1.57	12183.00	8540.22	3642.78	13269867.61

Subround 3 (Lnajutan)

[illegible]

Lampiran 8D Cross Validation Regresi Robust MM
Subround 1

i	b0	b1	b2	b3	b4	LP I	LP I [i]	Residual	Residual ²
1	25456.58	-2582.31	1019.20	3496.02	-1891.27	20865.00	27370.90	-6505.90	42326793.10
2	30841.07	-1497.28	705.10	1854.59	-1208.72	22632.00	26108.31	-3476.31	12084697.43
3	31003.72	-2259.21	690.49	3879.90	-2459.02	26857.00	26789.85	67.15	4508.92
4	28666.71	-2322.01	679.97	3925.85	-2349.42	26301.00	26450.14	-149.14	22242.87
5	28362.90	-1867.34	1.85	4159.34	-2351.44	26076.00	26560.97	-484.97	235196.93
6	37062.56	-2204.78	1235.87	3523.67	-2897.86	24645.00	26667.33	-2022.33	4089820.33
7	30694.29	-2242.87	615.96	3941.63	-2451.37	26367.00	26741.96	-374.96	140594.11
8	29795.11	-2313.28	723.85	3885.53	-2401.10	26454.00	26546.10	-92.10	8482.05
9	37558.34	-2634.78	2153.10	3924.58	-3773.14	24512.00	27781.57	-3269.57	10690066.27
10	36338.22	-3038.76	1187.19	5114.40	-3586.53	26757.00	28830.10	-2073.10	4297757.25
11	29722.12	-2269.62	684.95	3919.53	-2436.65	27678.00	27437.42	240.58	57880.65
12	27687.88	-2829.06	885.25	4639.26	-2720.85	24808.00	27621.65	-2813.65	7916636.29
13	27342.12	-1755.53	-396.71	4270.00	-2150.91	29555.00	26689.13	2865.87	8213184.38
14	21331.42	-2699.73	1360.21	2390.51	-880.63	30924.00	25768.99	5155.01	26574138.51
15	19928.02	-2722.17	-296.17	6340.04	-3083.73	27920.00	25146.11	2773.89	7694479.05
16	30396.58	-2331.38	769.63	3886.50	-2450.70	26342.00	26247.43	94.57	8944.20
17	24374.44	-2330.22	-373.33	6145.84	-3352.34	28085.00	25695.04	2389.96	5711930.74
18	29409.97	-2448.86	793.22	4092.23	-2527.40	25160.00	24936.01	223.99	50170.63
19	28965.64	-2720.51	2204.70	2333.61	-1888.19	28292.00	26661.43	1630.57	2658745.84
20	30377.72	-2361.53	808.74	3867.71	-2439.72	26943.00	27183.50	-240.50	57841.67
21	30194.55	-2419.60	1794.50	877.16	-406.53	28480.00	25703.18	2776.82	7710742.85

Subround 1 (Lanjutan)

i	b0	b1	b2	b3	b4	LP I	LP I [i]	Residual	Residual ²
22	32028.28	-2439.84	894.53	3944.59	-2581.34	27140.00	27699.32	-559.32	312840.46
23	28239.90	-2075.64	330.95	4016.91	-2325.25	28077.00	27251.25	825.75	681864.40
CV MSE									6154328.65

Subround 2

i	b0	b1	b2	b3	b4	LP II	LP II [i]	Residual	Residual ²
1	20428.99	-535.02	2687.91	-686.24	-1611.17	20688.00	17266.78	3421.22	11704738.28
2	16798.21	-166.48	2117.88	-786.48	-1162.07	17048.00	18295.89	-1247.89	1557218.60
3	15319.68	19.27	1232.82	-292.96	-881.72	18406.00	18867.64	-461.64	213115.64
4	11370.74	7.41	1753.41	-484.93	-1063.31	17777.00	19271.76	-1494.76	2234303.25
5	20483.69	-121.58	1771.63	-555.25	-1227.21	18325.00	17912.20	412.80	170401.98
6	17834.45	-31.49	1239.76	-689.06	-529.81	19347.00	18604.78	742.22	550887.08
7	21072.85	-202.04	1209.55	-329.66	-802.96	17063.00	18330.95	-1267.95	1607698.75
8	4845.58	87.66	846.54	-124.39	-329.10	16396.00	18763.09	-2367.09	5603117.35
9	18553.81	174.89	1009.58	-775.84	-441.27	18383.00	19135.53	-752.53	566301.81
10	30285.43	-251.94	757.45	283.84	-1250.91	16524.00	19107.05	-2583.05	6672128.47
11	30082.50	-334.33	1316.68	-1222.30	-203.31	15922.00	18567.82	-2645.82	7000359.19
12	19854.30	-273.55	1556.46	-631.88	-733.89	16917.00	18404.57	-1487.57	2212876.97
13	16642.25	-192.28	1650.09	-876.47	-547.61	17649.00	18399.97	-750.97	563955.85
14	17322.31	-42.61	2026.89	-1588.09	-401.53	19128.00	17512.82	1615.18	2608813.53
15	22420.07	-650.09	3335.39	-1298.91	-1612.44	19590.00	16395.39	3194.51	10205541.74

Subround 2 (Lanjutan)

i	b0	b1	b2	b3	b4	LP II	LP II [i]	Residual	Residual ²
16	16944.43	-147.41	1568.17	-620.28	-782.12	18100.00	18712.41	-612.41	375040.46
17	20254.81	-215.16	1852.15	-1696.52	-31.71	16327.00	18569.11	-2242.11	5027040.94
18	14583.24	359.31	291.38	-17.10	-523.29	20752.00	18348.76	2403.24	5775572.24
19	22238.52	-128.86	757.34	-206.52	-579.85	16802.00	18128.51	-1326.51	1759631.17
20	21894.78	-183.66	2003.78	-1098.70	-901.59	23812.00	17554.46	6257.54	39156848.78
21	14242.74	-32.15	975.39	-83.69	-738.08	19836.00	18683.99	1152.01	1327118.12
22	15854.77	275.08	996.67	-1152.93	-56.77	20494.00	18196.34	2297.66	5279240.88
23	21367.89	-172.46	2033.93	-993.77	-1032.28	23271.00	17405.41	5865.59	34405103.82
CV MSE								6372915.43	

Subround 3

i	b0	b1	b2	b3	b4	LP III	LP III [i]	Residual	Residual ²
1	37065.28	-2601.83	-451.96	1774.84	190.35	10584.00	7818.30	2765.70	7649101.03
2	39060.71	-3408.04	1687.04	-1013.53	1579.18	9840.00	9982.12	-142.12	20198.33
3	35115.90	-2924.81	1095.71	-30.15	850.34	8794.00	8458.36	335.64	112653.83
4	35199.06	-2826.79	958.60	-115.49	972.85	7864.00	7842.48	21.52	463.31
5	45127.90	-4581.24	1826.95	337.15	1035.18	7733.00	9904.04	-2171.04	4713430.68
6	37123.42	-2579.24	438.87	-23.74	1084.13	7044.00	8544.25	-1500.25	2250764.41
7	36398.55	-2820.57	845.16	10.29	911.77	6836.00	8247.39	-1411.39	1992015.26
8	51878.22	-3729.90	335.86	1127.84	624.32	8365.00	5125.39	3239.61	10495053.55
9	29736.76	-2521.72	1111.73	-766.47	1368.57	12183.00	7953.96	4229.04	17884774.59

Subround 3 (Lanjutan)

[illegible]

DAFTAR LAMPIRAN

	Halaman
Lampiran 1A Data Luas Panen Padi dan SST Nino 3.4 <i>Sub-round</i> 1 (Januari, Februari, Maret dan April)	54
Lampiran 1B Data Luas Panen Padi dan SST Nino 3.4 <i>Sub-round</i> 2 (Mei, Juni, Juli dan Agustus)	55
Lampiran 1C Data Luas Panen Padi dan SST Nino 3.4 <i>Sub-round</i> 3 (September, Oktober, November dan Desember)	56
Lampiran 2A Output Regresi Ordinary Least Square (OLS) Periode 1.....	57
Lampiran 2B Output Regresi Ordinary Least Square (OLS) Periode 2.....	57
Lampiran 2C Output Regresi Ordinary Least Square (OLS) Periode 3.....	58
Lampiran 3 Output Pengujian Asumsi Regresi OLS	60
Lampiran 4A Syntax Regresi Robust M dengan SAS.....	64
Lampiran 4B Syntax Regresi Robust LTS dengan SAS	64
Lampiran 4C Syntax Regresi Robust MM dengan SAS	64
Lampiran 5A Output Regresi Robust M Periode 1	65
Lampiran 5B Output Regresi Robust M Periode 2	66
Lampiran 5C Output Regresi Robust M Periode 3	67
Lampiran 6A Output Regresi Robust LTS Subround 1	68
Lampiran 6B Output Regresi Robust LTS Subround 2.....	69
Lampiran 6C Output Regresi Robust LTS Subround 3.....	70
Lampiran 7A Output Regresi Robust MM Periode 1.....	71
Lampiran 7B Output Regresi Robust MM Periode 2.....	72
Lampiran 7C Output Regresi Robust MM Periode 3.....	73
Lampiran 8A Cross Validation Regresi OLS	74
Lampiran 8B Cross Validation Regresi Robust M.....	78
Lampiran 8C Cross Validation Regresi Robust LTS	82
Lampiran 8D Cross Validation Regresi Robust MM	86